

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
INSTITUTO DE ASTRONOMIA, GEOFÍSICA E CIÊNCIAS
ATMOSFÉRICAS

FERNANDA RODRIGUES DINIZ

Ondas de calor e a mortalidade de idosos por doenças respiratórias e cardiovasculares nas capitais dos estados brasileiros: Uma análise no presente (1996-2016) e projeções para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099) em diferentes cenários de mudanças climáticas

São Paulo

2022

FERNANDA RODRIGUES DINIZ

Ondas de calor e a mortalidade de idosos por doenças respiratórias e cardiovasculares nas capitais dos estados brasileiros: Uma análise no presente (1996-2016) e projeções para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099) em diferentes cenários de mudanças climáticas

Versão Corrigida. O original encontra-se disponível na Unidade

Tese apresentada ao Instituto de Astronomia,
Geofísica e Ciências Atmosféricas da
Universidade de São Paulo para obtenção do título
de Doutora em Ciências.

Área de Concentração: Biometeorologia

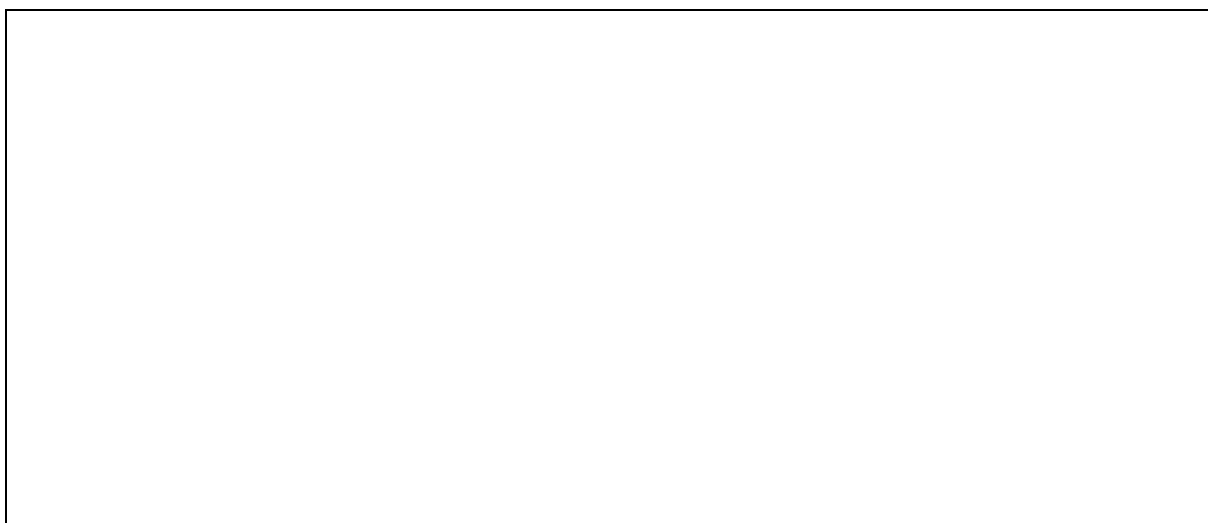
Orientador: Prof. Dr. Fábio Luiz Teixeira
Gonçalves

São Paulo

2022

Autorizo a reprodução e divulgação total ou parcial deste trabalho, por qualquer meio convencional ou eletrônico, para fins de estudo e pesquisa, desde que citada a fonte.

Catálogo --na publicação
Serviço de Biblioteca e Documentação
Instituto de Astronomia, Geofísica e Ciências Atmosféricas da Universidade de São
Paulo



Nome: DINIZ, Fernanda Rodrigues

Título: Ondas de calor e a mortalidade de idosos por doenças respiratórias e cardiovasculares nas capitais dos estados brasileiros: Uma análise no presente (1996-2016) e projeções para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099) em diferentes cenários de mudanças climáticas

Tese apresentada ao Instituto de Astronomia, Geofísica e Ciências Atmosféricas da Universidade de São Paulo para obtenção do título de Doutora em Ciências

Aprovada em:

Banca Examinadora

Prof.Dr.

Instituição

Julgamento

Prof.Dr.

Instituição

Julgamento

Prof.Dr.

Instituição

Julgamento

Ao meu marido, com amor, admiração e gratidão por sua compreensão, carinho, presença e incansável apoio ao longo do período de elaboração deste trabalho.

AGRADECIMENTOS

Meus primeiros agradecimentos vão à Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP) pela aprovação e fomento deste projeto de pesquisa (Processo: 2019/09879-1). Assim como pela oportunidade de estagiar no exterior e poder contribuir ainda mais com esta tese de doutorado.

Também quero agradecer a Prof.^a Dr.^a Marina Piacenti que foi a responsável pela iniciação da minha vida científica. Sem ela como minha orientadora na graduação, não teria ganhado paixão pela pesquisa e decidido seguir carreira acadêmica. Prof.^a Marina quem me apresentou à biometeorologia e sou eternamente grata.

Agradeço meu atual orientador, Prof. Dr. Fabio Luiz Teixeira Gonçalves, por sempre acreditar em mim e no meu potencial, como também me deu todo suporte necessário para realização deste e outros projetos de pesquisa. Também agradeço o apoio do Instituto de Astronomia, Geofísica e Ciências Atmosféricas da Universidade de São Paulo (IAG-USP) para realização desta pesquisa.

Ao Prof. Dr. Scott Sheridan por ter me aceito no Departamento de Geografia da Universidade do Estado de Kent e ter me proporcionado uma das melhores experiências acadêmicas que já vivi. Em Kent fiz amigos que levarei para a vida, como a Prof.^a Greta Siller que me recebeu em sua casa durante o período de três meses para que fosse possível eu realizar meu estágio em pesquisa. Ela me tratou como filha e fez com que a experiência toda se tornasse mais leve e fácil, uma vez que eu nunca havia viajado para o exterior antes.

Quero agradecer aos meus pais Djair e Zenilda por sempre me apoiarem em todas as decisões da minha vida. Eles estiverem presentes em todas as etapas da realização desta tese e sempre me incentivaram a continuar e seguir os meus sonhos. Também agradeço ao meu marido Lucas, que esteve comigo a todo momento, me apoiando nas etapas de análise e escrita desta tese. Lucas viu de perto noites que fiquei sem dormir para concluir a pesquisa e me deu toda força necessária para prosseguir.

RESUMO

As ondas de calor vêm se tornando mais frequentes e mais intensas em todo o mundo, inclusive no Brasil. A literatura aponta que devido às mudanças climáticas episódios de calor extremo deverão ser ainda mais frequentes no futuro. Os idosos são mais vulneráveis ao calor extremo devido aos seus mecanismos termorregulatórios disfuncionais, além disso são mais propensos às doenças que envolvem os sistemas que regulam a temperatura corporal, como doenças respiratórias (DRSP) e cardiovasculares (DCV). Neste contexto, essa tese objetivou quantificar a mortalidade de idosos por DRSP e DCV relacionadas às ondas de calor durante os períodos quentes e frios nas capitais dos 26 estados brasileiros e no Distrito Federal. As análises foram feitas no período do presente (1996 a 2016), futuro próximo (2030 a 2050) e futuro distante (2079 a 2099). Para as projeções foram considerados dois cenários de mudanças climáticas (RCP4.5 e RCP8.5) e dois modelos climáticos regionalizados (Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5). Outro aspecto importante nas projeções futuras foi a quantificação da mortalidade para as hipóteses de adaptação e não adaptação ao clima futuro. As ondas de calor foram identificadas nas capitais brasileiras tanto no presente quanto no futuro utilizando a definição de que uma onda de calor é um período de pelos menos de três dias consecutivos com temperaturas máximas diárias acima dos limiares diários do 90º, 95º e 98º percentis da temperatura máxima do período climatológico de referência. Além de identificadas, as ondas de calor foram caracterizadas quanto a sua frequência, duração e intensidade. Utilizando Modelos Lineares Generalizados (GLM), os impactos das ondas de calor sobre a mortalidade de idosos por DCV e DRSP puderam ser quantificados em todas as capitais do país, inicialmente em termos de risco relativo (RR) e posteriormente em taxa de mortalidade. Afim de obter uma medida resumo dos impactos das ondas de calor sobre a mortalidade de idosos no Brasil como um todo e em suas regiões, processos meta-analíticos foram aplicados. Os resultados mostraram que os modelos climáticos possuem resultados convergentes, contudo, o modelo Eta-HADGEM2-ES mostrou projeções mais pessimistas para o futuro em comparação com o modelo Eta-MIROC5. Assim como também, as projeções no cenário RCP8.5 foram mais pessimistas, principalmente no futuro distante (2079-2099). As projeções mostraram que a temperatura máxima no Brasil é esperada aumentar em até 5,8°C e a umidade relativa diminuir em até -11%, por consequência as projeções mostraram que as ondas de calor nas capitais brasileiras serão mais frequentes, mais intensas e mais persistentes tanto no período quente quanto no período frio. Os resultados mostraram que devido ao aumento das ondas de calor no futuro, o risco de mortalidade associados às ondas de calor também deve aumentar, especialmente para ondas de calor mais intensas (P98). Em média no Brasil, o risco de mortalidade de idosos por DCV é esperado aumentar em até 1257% em relação ao presente e por DRSP em até 1433% no pior cenário projetado. Os resultados mostraram que se não houver adaptação, espera-se que a taxa de mortalidade de idosos relacionada às ondas de calor no Brasil aumente, especialmente em 2079-2099 no cenário RCP8.5 (em média 974 mortes anuais a cada 100 mil habitantes idosos por DCV e 20 mortes anuais a cada 100 mil habitantes idosos por DRSP). Espera-se que a mortalidade relacionada às ondas de calor aumente muito mais nas regiões Norte, Centro-Oeste e Sudeste do país, principalmente por DCV. Já em um pressuposto de adaptação hipotética, espera-se que a taxa de mortalidade relacionada às ondas de calor ainda

aumente, mas o aumento será muito menor do que sob a hipótese de nenhuma adaptação (em média 80 mortes anuais a cada 100 mil habitantes idosos por DCV e 1,7 mortes anuais a cada 100 mil habitantes idosos por DRSP). Portanto, a adaptação às ondas de calor é extremamente importante para reduzir o número de óbitos de idosos por DCV e DRSP no Brasil no futuro. Contudo, o Índice de Adaptação Urbana (UAI) mostrou que nenhuma capital brasileira atualmente possui um potencial adaptativo considerado ideal, sendo necessária a atenção de políticas públicas, principalmente, nas dimensões de habitação, gestão ambiental e respostas aos impactos climáticos para que o potencial adaptativo das capitais brasileiras aumente, podendo assim, evitar o aumento da mortalidade da população idosa nos próximos anos.

Palavras-chave: Mudanças Climáticas, Ondas de Calor, Idosos, Mortalidade, Brasil

ABSTRACT

Heat waves are becoming more frequent and more intense all over the world, including in Brazil. The literature points out that due to climate change, extreme heat episodes should be even more frequent in the future. The elderly are more vulnerable to extreme heat due to their dysfunctional thermoregulatory mechanisms, in addition they are more prone to diseases involving the systems that regulate body temperature, such as respiratory (RSPD) and cardiovascular (CVD) diseases. In this context, this thesis aimed to quantify the mortality of elderly people from RSPD and CVD related to heat waves during hot and cold periods in the capitals of the 26 Brazilian states and in the Federal District. The analyzes were carried out in the period of the present (1996 to 2016), near future (2030 to 2050) and distant future (2079 to 2099). For the projections, two climate change scenarios (RCP4.5 and RCP8.5) and two regionalized climate models (Eta-HADGEM2-ES and Eta-MIROC5) were considered. Another important aspect in future projections was the quantification of mortality for the hypotheses of adaptation and non-adaptation to the future climate. Heat waves were identified in Brazilian capitals both in the present and in the future using the definition that a heat wave is a period of at least three consecutive days with maximum daily temperatures above the daily thresholds of the 90th, 95th and 98th percentiles of the maximum temperature of the climatological reference period. In addition to being identified, heat waves were characterized as to their frequency, duration and intensity. Using Generalized Linear Models (GLM), the impacts of heat waves on the mortality of elderly people from CVD and RSPD were quantified in all the country's capitals, initially in terms of relative risk (RR) and later in mortality rate. In order to obtain a summary measure of the impacts of heat waves on mortality among the elderly in Brazil and its regions, meta-analytic processes were applied to the results obtained for Brazilian capitals. The results showed that the climate models have convergent results, however, the Eta-HADGEM2-ES model showed more pessimistic projections for the future compared to the Eta-MIROC5 model. As well, the projections in the RCP8.5 scenario were more pessimistic, especially in the distant future (2079-2099). The projections showed that the maximum temperature in Brazil is expected to increase by up to 5.8°C and the relative humidity will decrease by up to -11% in the future, consequently the projections showed that heat waves in Brazilian capitals will be more frequent, more intense and more persistent in both hot and cold periods. The results showed that due to the increase in heat waves in the future, the risk of mortality associated with heat waves is also expected to increase, especially for more intense heat waves (P98). On average in Brazil, the risk of elderly mortality from CVD is expected to increase by up to 1257% compared to the present and by DRSP by up to 1433% in the worst-case scenario. The results showed that if there is no adaptation, it is expected that the heatwave-related elderly mortality in Brazil will increase, especially in 2079-2099 in the RCP8.5 scenario (an average of 974 annual deaths per 100,000 elderly inhabitants due to CVD and 20 annual deaths per 100,000 elderly people due to RSPD). Mortality related to heat waves is expected to increase much more in the North, Midwest and Southeast regions of the country, mainly due to CVD. On the other hand, under a hypothetical adaptation assumption, it is expected that the death rate related to heat waves will still increase, but the increase will be much smaller than under the hypothesis of no adaptation (on average 80 annual deaths from CVD per 100,000 elderly inhabitants and

1.7 annual deaths from RSPD per 100,000 elderly inhabitants). Therefore, adaptation to heat waves is extremely important to reduce the number of elderly deaths from CVD and RSPD in Brazil in the future. However, the Urban Adaptation Index (UAI) showed that no Brazilian capital currently has an adaptive potential considered ideal, requiring attention from public policies, mainly in the dimensions of housing, environmental management and responses to climate impacts so that the adaptive potential of Brazilian capitals increases, thus being able to avoid the increase in the mortality of the elderly population in the coming years.

Keywords: Climate Change, Heat Waves, Elderly, Mortality, Brazil

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 2.1 – Influências na variabilidade da temperatura global da superfície- (a) Temperatura global da superfície; (b) componente solar; (c) componente vulcânica; (d) variabilidade interna; (e) componente antropogênica.....	38
Figura 2.2 – Esquema do modelo climático global (GCM).....	40
Figura 2.3 – Esquema de regionalização (downscaling dinâmico).....	43
Figura 2.4 – Tendência na forçante radiativa (gráfico da esquerda), emissões de CO2 acumuladas no século 21 vs. Forçante radiativa em 2100 (gráfico do meio) e nível de forçamento por categoria (gráfico da direita).....	46
Figura 2.5 – Esquema dos efeitos diretos e indiretos das mudas climáticas na saúde humana.....	47
Figura 2.6 – Diferença do Índice de Desconforto Térmico Humano no Brasil entre (a) períodos de El Niño e anos neutros e (b) períodos de La Niña e anos neutros.....	50
Figura 2.7 – Seção transversal de um anticiclone.....	57
Figura 2.8 – Bloqueios atmosféricos- a) ômega invertido; b) dipolo.....	52
Figura 2.9 – Ilustrações esquemáticas contendo os campos anômalos de ROL, circulação anômala para os níveis de 850 e 250 hPa, e os sistemas sinóticos mais pertinentes (frentes, cristas, cavados e jatos) da climatologia sinótica durante a ocorrência de ondas de calor 1986-2016. a) Sertão nordestino; b) Mato Grosso; c) Costa do Paraná. Laranja- anomalia positiva de ROL.....	55
Figura 2.10 – Mapa global das tendências decadais observadas de ondas de calor.....	58
Figura 2.11 – Características das ondas de calor na cidade de São Paulo, uma comparação entre a média climatológica da primavera e o período de 01 de setembro a 5 de outubro de 2020.....	61
Figura 2.12 – Focos de incêndios no Brasil: (a) Média verão (1998-2014) e verão 2014/2015; (b) Média outono (1998-2014) e outono 2015; (c) Média inverno (1998-2014) e inverno 2015; (d) Média primavera (1998-2014) e primavera 2015; (e) Média verão (1998-2014) e verão 2015/2016; (f) Média outono (1998-2014) e outono 2016.....	62
Figura 2.13 – Evolução temporal do número total de publicações sobre ondas de calor, publicações sobre ondas de calor relacionadas às mudanças climáticas e publicações sobre ondas de calor relacionadas à mortalidade, cada uma entre 1990 e 2020.....	63

Figura 2.14 – Temperatura retal em relação ao metabolismo e temperatura ambiente.....	66
Figura 2.15 – Fluxograma dos mecanismos reguladores da temperatura corporal em uma condição de estresse ao calor.....	68
Figura 2.16 – Projeções da população do Brasil em 2000, 2020, 2040 e 2060.....	76
Figura 2.17 – Evolução das vestimentas de banho em mulheres de 1795 a 1974.....	80
Figura 4.1 – Mapa do Brasil e seus estados e capitais.....	85
Figura 4.2 – Distribuição da população brasileira por faixa etária e sexo. A cor azul escura representa a população do gênero masculino e a cor azul claro representa a população do gênero feminino.....	86
Figura 4.3 – Normal climatológica do Rio Branco –AC (1981-2010).....	88
Figura 4.4 – Normal climatológica de Manaus –AM (1981-2010).....	90
Figura 4.5 – Normal climatológica de Boa Vista –RR (1981-2010).....	91
Figura 4.6 – Normal climatológica de Porto Velho –RO (1961 -1990).....	92
Figura 4.7 – Normal climatológica de Belém –PA (1981-2010).....	94
Figura 4.8 – Normal climatológica de Macaopá –AP (1981-2010).....	95
Figura 4.9 – Normal climatológica de Palmas –TO (1981-2010).....	97
Figura 4.10 – Normal climatológica de Salvador –BA (1981-2010).....	99
Figura 4.11 – Normal climatológica de Aracaju –SE (1981-2010).....	101
Figura 4.12 – Normal climatológica de Maceió –AL (1981-2010).....	102
Figura 4.13 – Normal climatológica de Recife –PE (1981-2010).....	104
Figura 4.14 – Normal climatológica de João Pessoa –PB (1981-2010).....	105
Figura 4.15 – Normal climatológica de Natal –RN (1981-2010).....	107
Figura 4.16 – Normal climatológica de Fortaleza –CE (1981-2010).....	108
Figura 4.17 – Normal climatológica de Teresina –PI (1981-2010).....	110
Figura 4.18 – Normal climatológica de São Luís –MA (1981-2010).....	111
Figura 4.19 – Normal climatológica de Cuiabá –MT (1981-2010).....	114
Figura 4.20 – Normal climatológica de Campo Grande –MS (1981-2010).....	115
Figura 4.21 – Normal climatológica de Goiânia –GO (1981-2010).....	117
Figura 4.22 – Normal climatológica de Brasília –DF (1981-2010).....	118
Figura 4.23 – Normal climatológica de São Paulo –SP (1981-2010).....	120
Figura 4.24 – Normal climatológica de Rio de Janeiro –RJ (1981-2010).....	122
Figura 4.25 – Normal climatológica de Vitória –ES (1981-2010).....	123
Figura 4.26 – Normal climatológica de Belo Horizonte –MG (1981-2010).....	125

Figura 4.27 – Normal climatológica de Curitiba –PR (1981-2010).....	127
Figura 4.28 – Normal climatológica de Florianópolis –SC (1981-2010).....	128
Figura 4.29 – Normal climatológica de Porto Alegre –RS (1981-2010).....	130
Figura 4.30 – Mapa mensal da temperatura máxima média das vinte seis capitais e Distrito Federal (1996-2016).....	138
Figura 5.1 – População idosa anual das capitais brasileiras de 1996 a 2016.....	170
Figura 5.2 – Estimativa (1996-2020) e projeção (2021-2100) da população idosa no Brasil..	171
Figura 5.3 – Taxa de óbitos média de idosos por DCV e DRSP a cada 100 mil habitantes idosos no período de 1996 a 2016.....	173
Figura 5.4 – Taxa de mortalidade de idosos por doenças cardiovasculares (linha vermelha) e respiratórias (linha azul) por 100 mil habitantes idosos no período de 1996 a 2016 nas capitais brasileiras.....	176
Figura 5.5 – Tendência temporal da taxa de mortalidade de idosos por DCV e DRSP a cada 100 mil habitantes no período de 1996-2016.....	177
Figura 5.6 – Porcentagem de óbitos de idosos (a cada 100 mil habitantes) por doenças cardiovasculares e doenças respiratória durante o período quente e período frio de cada capital brasileira (1996-2016).....	179
Figura 6.1 – Viés médio entre os dados observados e simulações da temperatura máxima diária não corrigidas dos modelos (A) Eta-HADGEM2-ES e (B) Eta-MIROC5.....	186
Figura 6.2 – Viés médio entre os dados observados e simulações da umidade relativa diária não corrigidas dos modelos (A) Eta-HADGEM2-ES e (B) Eta-MIROC5.....	188
Figura 6.3 – Erro Médio Absoluto (MAE) das simulações dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para a temperatura máxima diária.....	191
Figura 6.4 – Erro Médio Absoluto (MAE) das simulações dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para a umidade relativa diária.....	192
Figura 6.5 – Erro Médio Absoluto (MAE) das simulações dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para a temperatura máxima diária.....	194
Figura 6.6 – Erro Médio Absoluto (MAE) das simulações dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para a umidade relativa diária.....	194
Figura 6.7 – Tendência da temperatura máxima (a) e umidade relativa (b) no período de 1996 a 2016 dos dados observados e simulações corrigidas dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5.....	195

Figura 6.8 – Mudança média (°C) entre a temperatura máxima diária do presente (1996-2016) e as projetadas para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099) no período quente pelos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 nos cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas.....	197
Figura 6.9 – Mudança média (°C) entre a temperatura máxima diária do presente (1996-2016) e as projetadas para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099) no período frio pelos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 nos cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas.....	197
Figura 6.10 – Mudança média (%) entre a umidade relativa diária do presente (1996-2016) e as projetadas para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099) no período quente pelos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 nos cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas.....	202
Figura 6.11 – Mudança média (%) entre a umidade relativa diária do presente (1996-2016) e as projetadas para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099) no período frio pelos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 nos cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas.....	202
Figura 6.12 – Mudança média (°C) entre o IC máximo diário do presente (1996-2016) e as projetadas para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099) no período quente pelos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 nos cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas.....	208
Figura 6.13 – Mudança média (°C) entre o IC máximo diário do presente (1996-2016) e as projetadas para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099) no período frio pelos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 nos cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas.....	208
Figura 7.1 – Variabilidade interanual média das ondas de calor no Brasil para os dados observados (barra azul) e simulações dos modelos Eta-HADGEM2-ES (barra vermelha) e Eta-MIROC5 (barra azul), considerando as definições de OC: (a) P90; (b) P95 e (c) P98.....	214
Figura 7.2 – Tendência das ondas de calor (OC) nas capitais brasileiras no P90, P95 e P98: (a) observado; (b) Simulação do Eta-MIROC5 e (c) Simulação do Eta-HADGEM2-ES.....	216
Figura 7.3 – Frequência mensal das ondas de calor (OC) no Brasil (soma de 1996 a 2016) para os dados observados e simulações dos modelos Eta-MIROC5 e Eta-HADGEM2-ES, nas definições de OC: (a) P90; (b) P95 e (c) P98.....	218

Figura 7.4 – Frequência sazonal das ondas de calor (OC) nas capitais brasileiras nas definições de OC: (a) P90; (b) P95 e (c) P98. Para dados observados do Erainterim.....	220
Figura 7.5 – Características climáticas das capitais brasileiras durante as ondas de calor (média de 1996 a 2016).....	223
Figura 7.6 - Frequência dos tipos de tempo durante os dias de ondas de calor e dias sem ondas de calor nas cinco regiões do Brasil.....	225
Figura 7.7 - Tipos de tempo nas regiões brasileiras por estação durante os dias de ondas de calor e dias sem ondas de calor. “Missing” é o tipo de tempo faltante (não identificado).....	226
Figura 7.8 – Séries temporais (1996-2016) dos tipos de tempo no Norte do Brasil durante dias de ondas de calor (definição P90) e dias sem ondas de calor.....	227
Figura 7.9 – Séries temporais (1996-2016) dos tipos de tempo no Nordeste do Brasil durante dias de ondas de calor (definição P90) e dias sem ondas de calor.....	227
Figura 7.10 – Séries temporais (1996-2016) dos tipos de tempo no Centro-Oeste do Brasil durante dias de ondas de calor (definição P90) e dias sem ondas de calor.....	228
Figura 7.11 – Séries temporais (1996-2016) dos tipos de tempo no Sudeste do Brasil durante dias de ondas de calor (definição P90) e dias sem ondas de calor.....	228
Figura 7.12 – Séries temporais (1996-2016) dos tipos de tempo no Sul do Brasil durante dias de ondas de calor (definição P90) e dias sem ondas de calor.....	229
Figura 7.13 – Média anual de dias com OC observadas (barras em azul) e simuladas pelos modelos Eta-HADGEM2-ES (barras em vermelho) e Eta-MIROC5 (barras em verde) de 1996 a 2016 no período quente, para as definições de OC: (a) P90, (b) P95 e (c) P98.....	230
Figura 7.14 – Média anual de dias com OC observadas (barras em azul) e simuladas pelos modelos Eta-HADGEM2-ES (barras em vermelho) e Eta-MIROC5 (barras em verde) de 1996 a 2016 no período frio, para as definições de OC: (a) P90, (b) P95 e (c) P98.....	231
Figura 7.15 – Mudança percentual média do número de dias com OC no futuro próximo (2030-2050) e no futuro distante (2079-2099) em relação ao presente (1996-2016) projetada pelos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 nos cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas para os períodos quente e frio, nas definições de OC: (a) P90; (b) P95 e (c) P98.....	234
Figura 7.16 – Média das projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para a média anual de dias com OC em 2030-2050 e 2079-2099, considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 durante o ano todo (período quente + período frio) para a definição P90.....	235

Figura 7.17 – Média das projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para a média anual de dias com OC em 2030-2050 e 2079-2099, considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 durante o ano todo (período quente + período frio) para a definição P95.....	236
Figura 7.18 – Média das projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para a média anual de dias com OC em 2030-2050 e 2079-2099, considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 durante o ano todo (período quente + período frio) para a definição P98.....	237
Figura 7.19 – Média das projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para a média anual de dias com OC em 2030-2050 e 2079-2099, considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 durante o ano todo (período quente + período frio) para a definição P90 na hipótese de adaptação completa.....	239
Figura 7.20 – Média das projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para a média anual de dias com OC em 2030-2050 e 2079-2099, considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 durante o ano todo (período quente + período frio) para a definição P95 na hipótese de adaptação completa.....	240
Figura 7.21 – Média das projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para a média anual de dias com OC em 2030-2050 e 2079-2099, considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 durante o ano todo (período quente + período frio) para a definição P98 na hipótese de adaptação completa.....	241
Figura 7.22 – Duração média das OC observadas (barras em azul) e simuladas pelos modelos Eta-HADGEM2-ES (barras em vermelho) e Eta-MIROC5 (barras em verde) de 1996 a 2016 no período quente, para as definições de OC: (a) P90, (b) P95 e (c) P98.....	242
Figura 7.23 – Duração média das OC observadas (barras em azul) e simuladas pelos modelos Eta-HADGEM2-ES (barras em vermelho) e Eta-MIROC5 (barras em verde) de 1996 a 2016 no período frio, para as definições de OC: (a) P90, (b) P95 e (c) P98.....	243
Figura 7.24 – Mudança percentual média da duração média das OC no futuro próximo (2030-2050) e no futuro distante (2079-2099) em relação ao presente (1996-2016) projetada pelos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 nos cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas para os períodos quente e frio, nas definições de OC: (A) P90; (B) P95 e (C) P98..	245
Figura 7.25 – Média das projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para a duração média das OC em 2030-2050 e 2079-2099, considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 durante o ano todo (período quente + período frio) para a definição P90.....	247

Figura 7.26 – Média das projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para a duração média das OC em 2030-2050 e 2079-2099, considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 durante o ano todo (período quente + período frio) para a definição P95.....	248
Figura 7.27 – Média das projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para a duração média das OC em 2030-2050 e 2079-2099, considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 durante o ano todo (período quente + período frio) para a definição P98.....	249
Figura 7.28 – Magnitude média das OC observadas (barras em azul) e simuladas pelos modelos Eta-HADGEM2-ES (barras em vermelho) e Eta-MIROC5 (barras em verde) de 1996 a 2016 no período quente, para as definições de OC: (a) P90, (b) P95 e (c) P98.....	250
Figura 7.29 – Magnitude média das OC observadas (barras em azul) e simuladas pelos modelos Eta-HADGEM2-ES (barras em vermelho) e Eta-MIROC5 (barras em verde) de 1996 a 2016 no período frio, para as definições de OC: (a) P90, (b) P95 e (c) P98.....	251
Figura 7.30 – Mudança absoluta média da magnitude média das OC no futuro próximo (2030-2050) e no futuro distante (2079-2099) em relação ao presente (1996-2016) projetada pelos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 nos cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas para os períodos quente e frio, nas definições de OC: (a) P90; (b) P95 e (c) P98.....	253
Figura 7.31 – Média das projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para a magnitude média das OC em 2030-2050 e 2079-2099, considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 durante o ano todo (período quente + período frio) para a definição P90.....	255
Figura 7.32 – Média das projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para a magnitude média das OC em 2030-2050 e 2079-2099, considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 durante o ano todo (período quente + período frio) para a definição P95.....	256
Figura 7.33 – Média das projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para a magnitude média das OC em 2030-2050 e 2079-2099, considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 durante o ano todo (período quente + período frio) para a definição P98.....	257
Figura 8.1 – Análise gráfica dos resíduos de um dos modelos estatísticos: (a) distribuição dos resíduos; (b) probabilidade de normalidade dos resíduos e (c) resíduos em ao longo dos anos.....	262
Figura 8.2 – Risco relativo (RR) de mortalidade de idosos por DCV e DRSP (Total) associado ao aumento de 1°C do IC máximo diário com relação à TMM (linha pontilhada) no Lag0-10.	267
Figura 8.3 – Risco relativo geral (Lag0-10) de mortalidade de idosos por (a) DCV e (b) DRSP associado aos efeitos adicionados, principais e total das OC no Brasil e regiões, durante o período quente e período frio para as definições de OC P90, P95 e P98.....	270

Figura 8.4 – Risco relativo de mortalidade de idosos entre a relação do IC máximo mediano durante OC e a TMM para defasagem (<i>Lag</i>) entre 0 a 10 dias no Brasil (meta-análise).....	273
Figura 8.5 – Projeção do risco relativo total de mortalidade de idosos por DCV associado às OC em 2030-2050 e 2079-2099, considerando os modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 e os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas, para as definições de OC: (A) P90; (B) P95 e (C) P98 nos períodos quente e frio.....	275
Figura 8.6 – Projeção do risco relativo total de mortalidade de idosos por DRSP associado às OC em 2030-2050 e 2079-2099, considerando os modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 e os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas, para as definições de OC: (A) P90; (B) P95 e (C) P98 nos períodos quente e frio.....	276
Figura 8.7 – Mudança percentual no risco de mortalidade de idosos por DCV e DRSP durante ondas de calor no presente (1996-2016), futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099) em relação aos dias sem ondas de calor nos cenários RCP4.5 e RCP8.5.....	278
Figura 8.8 – Taxa de mortalidade de idosos média no Brasil a cada 100 mil habitantes idosos por (A) DCV e (B) DRSP associadas às OC no presente (199-2016) e projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099), considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas e as definições de OC (P90, P95 e P98) em uma hipótese de não adaptação.....	280
Figura 8.9 – Taxa de mortalidade de idosos média na região Norte a cada 100 mil habitantes idosos por (A) DCV e (B) DRSP associadas às OC no presente (199-2016) e projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099), considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas e as definições de OC (P90, P95 e P98) em uma hipótese de não adaptação.....	281
Figura 8.10 – Taxa de mortalidade de idosos média na região Nordeste a cada 100 mil habitantes idosos por (A) DCV e (B) DRSP associadas às OC no presente (199-2016) e projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099), considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas e as definições de OC (P90, P95 e P98) em uma hipótese de não adaptação.....	282
Figura 8.11 – Taxa de mortalidade de idosos média na região Centro-Oeste a cada 100 mil habitantes idosos por (A) DCV e (B) DRSP associadas às OC no presente (199-2016) e projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099), considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas e as definições de OC (P90, P95 e P98) em uma hipótese de não adaptação.....	283

Figura 8.12 – Taxa de mortalidade de idosos média na região Sudeste a cada 100 mil habitantes idosos por (A) DCV e (B) DRSP associadas às OC no presente (199-2016) e projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099), considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas e as definições de OC (P90, P95 e P98) em uma hipótese de não adaptação.....	284
Figura 8.13 – Taxa de mortalidade de idosos média na região Sul a cada 100 mil habitantes idosos por (A) DCV e (B) DRSP associadas às OC no presente (199-2016) e projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099), considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas e as definições de OC (P90, P95 e P98) em uma hipótese de não adaptação.....	285
Figura 8.14 – Taxa de mortalidade de idosos a cada 100 mil habitantes idosos por DCV associadas às OC nas capitais brasileiras presente (1996-2016) e projeção média dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099), considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas na definição de OC no P90 em uma hipótese de nenhuma adaptação.....	289
Figura 8.15 – Taxa de mortalidade de idosos a cada 100 mil habitantes idosos por DRSP associadas às OC nas capitais brasileiras presente (199-2016) e projeção média dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099), considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas na definição de OC no P90 em uma hipótese de nenhuma adaptação.....	290
Figura 8.16 – Taxa de mortalidade de idosos média no Brasil a cada 100 mil habitantes idosos por (A) DCV e (B) DRSP associadas às OC no presente (199-2016) e projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099), considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas e as definições de OC (P90, P95 e P98) em uma hipótese de adaptação.....	292
Figura 8.17 – Taxa de mortalidade de idosos média na região Norte a cada 100 mil habitantes idosos por (A) DCV e (B) DRSP associadas às OC no presente (199-2016) e projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099), considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas e as definições de OC (P90, P95 e P98) em uma hipótese de adaptação.....	293
Figura 8.18 – Taxa de mortalidade de idosos média na região Nordeste a cada 100 mil habitantes idosos por (A) DCV e (B) DRSP associadas às OC no presente (199-2016) e projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para o futuro próximo (2030-2050)	

e futuro distante (2079-2099), considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas e as definições de OC (P90, P95 e P98) em uma hipótese de adaptação.....294

Figura 8.19 – Taxa de mortalidade de idosos média na região Centro-Oeste a cada 100 mil habitantes idosos por (A) DCV e (B) DRSP associadas às OC no presente (199-2016) e projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099), considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas e as definições de OC (P90, P95 e P98) em uma hipótese de adaptação.....295

Figura 8.20 – Taxa de mortalidade de idosos média na região Sudeste a cada 100 mil habitantes idosos por (A) DCV e (B) DRSP associadas às OC no presente (199-2016) e projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099), considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas e as definições de OC (P90, P95 e P98) em uma hipótese de adaptação.....296

Figura 8.21 – Taxa de mortalidade de idosos média na região Sul a cada 100 mil habitantes idosos por (A) DCV e (B) DRSP associadas às OC no presente (199-2016) e projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099), considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas e as definições de OC (P90, P95 e P98) em uma hipótese de adaptação.....297

Figura 8.22 – Taxa de mortalidade de idosos a cada 100 mil habitantes idosos por DCV associadas às OC nas capitais brasileiras no presente (199-2016) e projeção média dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099), considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas na definição de OC no P90 em uma hipótese de adaptação.....298

Figura 8.23 – Taxa de mortalidade de idosos a cada 100 mil habitantes idosos por DRSP associadas às OC nas capitais brasileiras no presente (199-2016) e projeção média dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099), considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas na definição de OC no P90 em uma hipótese de adaptação.....299

Figura 8.24 – Dimensões do UAI (habitação, mobilidade urbana, agricultura sustentável, gestão urbana, impactos das mudanças climáticas) para atingir o potencial ideal de adaptação e o UAI das capitais brasileiras e Distrito Federal.....301

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 – Taxa metabólica por tipo de atividade.....	67
Tabela 2.2 – Categorias de doenças do sistema circulatório (I00-I99).....	71
Tabela 2.3 – Alterações no sistema circulatório associados à idade e à doenças cardiovasculares.....	72
Tabela 2.4 – Categoria de doenças do sistema respiratório (J00-J99).....	73
Tabela 4.1 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020.....	88
Tabela 4.2 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020.....	90
Tabela 4.3 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020.....	92
Tabela 4.4 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020.....	93
Tabela 4.5 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020.....	94
Tabela 4.6 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020.....	96
Tabela 4.7 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020.....	97
Tabela 4.8 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020.....	100
Tabela 4.9 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020.....	101
Tabela 4.10 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020.....	103
Tabela 4.11 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020.....	104
Tabela 4.12 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020.....	106
Tabela 4.13 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020.....	107
Tabela 4.14 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020.....	109
Tabela 4.15 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020.....	111
Tabela 4.16 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020.....	112
Tabela 4.17 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020.....	114
Tabela 4.18 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020.....	116
Tabela 4.19 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020.....	117
Tabela 4.20 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020.....	119
Tabela 4.21 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020.....	121
Tabela 4.22 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020.....	122
Tabela 4.23 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020.....	124
Tabela 4.24 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020.....	125
Tabela 4.25 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020.....	128
Tabela 4.26 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020.....	129

Tabela 4.27 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020.....	130
Tabela 4.28 – Dados faltantes das estações automáticas de 1996 a 2016.....	133
Tabela 4.29 – Classificação do Índice de Calor e os efeitos sobre a saúde.....	138
Tabela 4.30 – Média do limiar diário do nonagésimo, nonagésimo quinto e nonagésimo oitavo... percentil da série <i>Ad</i> de temperatura máxima (°C) para o período quente e frio.....	143
Tabela 4.31 – Média do limiar diário do nonagésimo, nonagésimo quinto e nonagésimo oitavo percentil da série <i>Ad</i> de temperatura máxima (°C) para o período quente e frio, a partir dos dados históricos (1996-2016) do modelo Eta-HADGEM2-ES.....	145
Tabela 4.32 – Média do limiar diário do nonagésimo, nonagésimo quinto e nonagésimo oitavo percentil da série <i>Ad</i> de temperatura máxima (°C) para o período quente e frio, a partir dos dados históricos (1996-2016) do modelo Eta-MIROC5.....	146
Tabela 4.33 – Média do limiar diário do nonagésimo, nonagésimo quinto e nonagésimo oitavo percentil da série <i>Ad</i> de temperatura máxima (°C) para o período quente e frio, a partir das projeções climáticas para o futuro próximo (2030-2050) do modelo Eta-HADGEM2-ES.....	147
Tabela 4.34 – Média do limiar diário do nonagésimo, nonagésimo quinto e nonagésimo oitavo percentil da série <i>Ad</i> de temperatura máxima (°C) para o período quente e frio, a partir das projeções climáticas para o futuro distante (2079-2099) do modelo Eta-HADGEM2-ES.....	148
Tabela 4.35 – Média do limiar diário do nonagésimo, nonagésimo quinto e nonagésimo oitavo percentil da série <i>Ad</i> de temperatura máxima (°C) para o período quente e frio, a partir das projeções climáticas para o futuro próximo (2030-2050) do modelo Eta-MIROC5.....	149
Tabela 4.36 – Média do limiar diário do nonagésimo, nonagésimo quinto e nonagésimo oitavo percentil da série <i>Ad</i> de temperatura máxima (°C) para o período quente e frio, a partir das projeções climáticas para o futuro distante (2079-2099) do modelo Eta-MIROC5.....	150
Tabela 4.37 – Faixas de pontuação do UAI.....	167
Tabela 5.1 – População total e idosa estimada em 2016.....	169
Tabela 5.2 – Mudança percentual da população idosa projetada nas capitais brasileiras e Distrito Federal em relação ao presente.....	172
Tabela 5.3 – Resumo descritivo da mortalidade de idosos por doenças respiratórias e cardiovasculares nas capitais brasileiras, por doença e por gênero no período de 1996 a 2016.....	174
Tabela 6.1 – Correlação entre a temperatura máxima das estações automáticas e a temperatura máxima pós processamento da reanálise ERA-Interim.....	182
Tabela 6.2 – Resumo estatístico das variáveis meteorológicas observadas no período de 1996	

a 2016. Tmax é a temperatura máxima média diária, Umi é a umidade relativa média diária e DP é o desvio padrão.....	183
Tabela 6.3 – Erro médio (viés) entre as simulações dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 e os dados observados da temperatura máxima e umidade relativa diária.....	193
Tabela 6.4 – Mudanças entre a temperatura máxima diária e as projetadas pelo modelo Eta-MIROC5 no período quente e período frio nos cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas no futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099) em relação ao presente (1996-2016).....	199
Tabela 6.5 – Mudanças entre a temperatura máxima diária e as projetadas pelo modelo Eta-HADGEM2-ES no período quente e período frio nos cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas no futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099) em relação ao presente (1996-2016).....	200
Tabela 6.6 – Mudanças entre a umidade relativa no presente (1996-2016) e a projetada pelo modelo Eta-MIROC5 nos intervalos de tempo de 2030-2050 e 2079-2099.....	205
Tabela 6.7 – Mudanças entre a umidade relativa no presente (1996-2016) e a projetada pelo modelo Eta-HADGEM2-ES nos intervalos de tempo de 2030-2050 e 2079-2099.....	206
Tabela 6.8 – Mudanças entre o IC máximo no presente (1996-2016) e o projetado pelo modelo Eta-MIROC5 nos intervalos de tempo de 2030-2050 e 2079-2099.....	210
Tabela 6.9 – Mudanças entre o IC máximo no presente (1996-2016) e o projetado pelo modelo Eta-HADGEM2-ES nos intervalos de tempo de 2030-2050 e 2079-2099.....	211
Tabela 8.1 – Correlação de Spearman entre variáveis meteorológicas e óbitos de idosos por DCV e DRSP.....	260
Tabela 8.2 – Valores do Pseudo R ² para os modelos estatísticos rodados.....	261
Tabela 8.3 – I quadrado (I ²) e p-valor do teste de heterogeneidade da meta-análise para as estimativas do impacto da mortalidade idosos por DCV associada às OC.....	264
Tabela 8.4 – I quadrado (I ²) e p-valor do teste de heterogeneidade da meta-análise para as estimativas do impacto da mortalidade idosos por DRSP associada às OC.....	264
Tabela 8.5 – MMT das capitais brasileiras.....	266

LISTA DE QUADROS

Quadro 4.1 – Separação dos meses quentes e frios para as capitais de cada região do Brasil, incluindo exceções.....	139
Quadro 4.2 – Níveis de intervenção para atingir a adaptação completa em uma cidade.....	151
Quadro 4.3 – Correlação entre as dimensões do Plano Nacional de Adaptação as Mudanças do Clima e os indicadores do Perfil dos Municípios Brasileiros.....	166

LISTA DE SIGLAS

IPCC – Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas
OMS – Organização Mundial da Saúde
IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
AR4 – Quarto Relatório do IPCC
AR5 – Quinto Relatório do IPCC
AR6 – Sexto Relatório do IPCC
GEE – Gases do Efeito Estufa
CMIP – Projeto de Intercomparação de Modelos Climáticos
GCM – Modelos Climáticos Globais
RCM – Modelos Climáticos Regionais
CCSR – Centro para Pesquisa do Sistema Climático
NIES – Instituto Nacional de Estudos Ambientais
CPTEC – Centro de Pesquisas Tecnológicas
INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
INMET – Instituto Nacional de Meteorologia
UNFCCC – Convenção-Quadro das Nações Unidas sobre a Mudança do Clima
COP – Conferência das Partes
RCP – Trajetórias Representativas de Concentração
IPT – Instituto de Pesquisas Tecnológicas
OMM – Organização Mundial Meteorológica
ASAS – Alta Subtropical do Atlântico Sul
ENOS – El Niño – Oscilação Sul
PNMM – Pressão ao Nível Médio do Mar
ROL – Radiação de Onda Longa
TSM – Temperatura da Superfície do Mar
AS – América do Sul
ASIC – Concentração de Gelo Marinho do Ártico
EASC – Cobertura de Neve da Euroásia
AVC – Acidentes Vasculares Cerebrais
DCV – Doenças Cardiovasculares

DRSP – Doenças Respiratórias

CID10 – Classificação Internacional de Doenças

PNMC – Política Nacional sobre Mudanças do Clima

MMA – Ministério do Meio Ambiente

PNA – Plano Nacional de Adaptação

SUS – Sistema Único de Saúde

IC – Índice de Calor

UAI – Índice de Adaptação Urbana

IDH - Índice de Desenvolvimento Humano

ZCIT – Zona de Convergência Intertropical

DATSUS – Departamento de Informática do Sistema Único de Saúde

OC – Ondas de Calor

OMS – Organização Mundial da Saúde

MS – Ministério da Saúde

ZCAS – Zona de Convergência do Atlântico Sul

LISTA DE SÍMBOLOS

$^{\circ}\text{C}$ – Graus Celcius

% - Porcentagem

Σ – Somatório

\cup – União

SUMÁRIO

CAPÍTULO 1 – INTRODUÇÃO	34
CAPÍTULO 2 – REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	37
2.1 VARIABILIDADE E MUDANÇA CLIMÁTICA.....	37
2.2 MODELOS CLIMÁTICOS GLOBAIS	39
2.3 MÉTODO DE DOWNSCALING DINÂMICO	42
2.3.1 MODELO REGIONAL ETA	43
2.4 CENÁRIOS CLIMÁTICOS	44
2.5 MUDANÇAS CLIMÁTICAS E SAÚDE	46
2.5.1. EFEITOS INDIRETOS.....	47
2.5.2. EFEITOS DIRETOS	49
2.6 ONDAS DE CALOR	50
2.6.1 DEFINIÇÃO	50
2.6.2 SISTEMAS SINÓTICOS ASSOCIADOS	51
2.6.3 CLIMATOLOGIA SINÓTICA DAS ONDAS DE CALOR NO BRASIL.....	54
2.6.4 UMA VISÃO DAS ONDAS DE CALOR NO MUNDO E NO BRASIL	57
2.7 ONDAS DE CALOR E SAÚDE	64
2.7.1 TERMORREGULAÇÃO HUMANA.....	65
2.7.2 O CALOR E O IDOSO.....	70
2.7.2.1 <i>Doenças cardiovasculares (DCV)</i>	71
2.7.2.2 <i>Doenças respiratórias (DRSP)</i>	73
2.8 O ENVELHECIMENTO DA POPULAÇÃO BRASILEIRA.....	74
2.9 MITIGAÇÃO E ADAPTAÇÃO AO CLIMA	77
2.9.1 CAPACIDADE ADAPTATIVA.....	79
CAPÍTULO 3 – OBJETIVOS	82
3.1 OBJETIVOS	82

3.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	82
CAPÍTULO 4 – MATERIAIS E MÉTODOS.....	84
4.1 CARACTERÍSTICAS GERAIS DA REGIÃO DE ESTUDO.....	84
4.1.1 REGIÃO NORTE.....	87
4.1.1.1 <i>Rio Branco – AC</i>	87
4.1.1.2 <i>Manaus – AM</i>	89
4.1.1.3 <i>Boa Vista – RR</i>	90
4.1.1.4 <i>Porto Velho – RO</i>	92
4.1.1.5 <i>Belém – PA</i>	93
4.1.1.6 <i>Macapá – AP</i>	95
4.1.1.6 <i>Palmas – TO</i>	96
4.1.2 REGIÃO NORDESTE.....	98
4.1.2.1 <i>Salvador – BA</i>	98
4.1.2.2 <i>Aracaju – SE</i>	100
4.1.2.3 <i>Maceió –AL</i>	102
4.1.2.4 <i>Recife – PE</i>	103
4.1.2.5 <i>João Pessoa – PB</i>	105
4.1.2.6 <i>Natal – RN</i>	106
4.1.2.7 <i>FORTALEZA – CE</i>	108
4.1.2.8 <i>Teresina – PI</i>	109
4.1.2.9 <i>São Luís – MA</i>	111
4.1.3 REGIÃO CENTRO-OESTE	112
4.1.3.1 <i>Cuiabá – MT</i>	113
4.1.3.2 <i>Campo Grande – MS</i>	114
4.1.3.3 <i>Goiânia – GO</i>	116
4.1.3.4 <i>Brasília – DF</i>	118
4.1.4 REGIÃO SUDESTE	119

4.1.4.1 <i>São Paulo – SP</i>	120
4.1.4.2 <i>Rio de Janeiro – RJ</i>	121
4.1.4.3 <i>Vitória – ES</i>	123
4.1.4.4 <i>Belo Horizonte – MG</i>	124
4.1.5 REGIÃO SUL.....	126
4.1.5.1 <i>Curitiba – PR</i>	126
4.1.5.2 <i>Florianópolis – SC</i>	128
4.1.5.3 <i>Porto Alegre – RS</i>	129
4.2 DESCRIÇÃO DOS DADOS	131
4.2.1 DADOS DE MORTALIDADE DE IDOSOS.....	131
4.2.2 DADOS DA POPULAÇÃO IDOSA.....	132
4.2.3 VARIÁVEIS METEOROLÓGICAS	132
4.2.3.1 <i>Dados observados</i>	132
4.2.3.2 <i>Dados de modelos climáticos</i>	135
4.2.4 O ÍNDICE DE CALOR (IC)	136
4.3 ESTATÍSTICA DESCRITIVA DOS DADOS.....	139
4.3.1 MÉDIA ARITMÉTICA.....	139
4.3.2 DESVIO PADRÃO.....	140
4.3.3 SÉRIES TEMPORAIS	140
4.3.4 ANÁLISE DE VIÉS E ACURÁCIA DOS MODELOS CLIMÁTICOS	140
4.3.5 IDENTIFICAÇÃO DAS ONDAS DE CALOR	141
4.3.5.1 <i>Hipóteses de adaptação às ondas de calor no futuro</i>	144
4.3.5.2 <i>Caracterização das ondas de calor</i>	151
4.3.5.2.1 Número de ondas de calor	151
4.3.5.1.2 Número de dias de ondas de calor	152
4.3.5.1.3 Magnitude média das ondas de calor	152
4.3.5.1.4 Duração média das ondas de calor.....	153

4.3.5.1.5 Classificação Espacial Sinótica (SSC) das ondas de calor	154
4.4 ESTATÍSTICA INFERENCIAL DOS DADOS	156
4.4.1 CORRELAÇÃO DE PEARSON ENTRE DADOS DE ESTAÇÕES E REANÁLISES	156
4.4.2 TESTE DE TENDÊNCIA DE MANN-KENDALL.....	157
4.4.3 CORREÇÃO DE VIÉS.....	157
4.4.4 CORRELAÇÃO ENTRE AS VARIÁVEIS METEOROLÓGICAS OBSERVADAS E MORTALID .	158
4.4.5 ANÁLISE DE COLINEARIDADE.....	159
4.4.6 RELAÇÃO HISTÓRICA ENTRE MORTALIDADE DE IDOSOS E ONDAS DE CALOR	160
4.4.6.1 <i>Validação do modelo estatístico</i>	162
4.4.7 PROJEÇÃO DO RISCO RELATIVO DE MORTALIDADE DE IDOSOS ASSOCIADO ÀS ONDAS DE CALOR.....	162
4.4.8 QUANTIFICAÇÃO DAS MORTES ATRIBUÍVEIS ÀS ONDAS DE CALOR: HISTÓRICAS E PROJEÇÕES.....	163
4.4.9 TESTE DE T-STUDENT PARA COMPARAÇÃO ENTRE MÉDIAS	164
4.5 ÍNDICE DE ADAPTAÇÃO URBANA (UAI)	165
CAPÍTULO 5 – VISÃO GERAL DA POPULAÇÃO IDOSA E MORTALIDADE NO BRASIL.....	168
5.1 POPULAÇÃO IDOSA NO BRASIL NA ATUALIDADE	168
5.2 PROJEÇÃO DA POPULAÇÃO IDOSA NO BRASIL.....	171
5.3 MORTALIDADE DE IDOSOS POR DCV E DRSP	173
5.3.1 RESUMO ESTATÍSTICO.....	173
5.3.2 COMPORTAMENTO ANUAL E TENDÊNCIA TEMPORAL	175
5.3.3 FREQUÊNCIA DA MORTALIDADE NOS PERÍODOS DO ANO	179
CAPÍTULO 6 – RESULTADOS DA ANÁLISE METEOROLÓGICA	181
6.1 CORRELAÇÃO ENTRE A TEMPERATURA MÁXIMA DE ESTAÇÃO E REANÁLISE.....	181
6.2 RESUMO ESTATÍSTICO DAS VARIÁVEIS METEOROLÓGICAS.....	182
6.3 DESEMPENHO DAS SIMULAÇÕES CLIMÁTICAS	186

6.3.1 ANÁLISE DE VIÉS ENTRE DADOS OBSERVADOS E SIMULAÇÕES	186
6.3.2 ACURÁCIA DOS MODELOS CLIMÁTICOS	190
6.3.2.1 <i>Sem correção de viés</i>	190
6.3.2.2 <i>Após correção de viés</i>	192
6.4 TENDÊNCIA TEMPORAL DOS DADOS OBSERVADOS E SIMULAÇÕES.....	195
6.5 PROJEÇÕES DAS VARIÁVEIS METEOROLÓGICAS PARA O FUTURO.....	196
6.5.1 TEMPERATURA MÁXIMA DIÁRIA.....	196
6.5.2 UMIDADE RELATIVA DIÁRIA.....	201
6.5.3 IC MÁXIMO DIÁRIO	207
CAPÍTULO 7 – RESULTADOS DAS ONDAS DE CALOR NO BRASIL	213
7.1 ONDAS DE CALOR NO BRASIL	213
7.1.1 FREQUÊNCIA ANUAL DAS ONDAS DE CALOR.....	213
7.1.2 SAZONALIDADE DAS ONDAS DE CALOR.....	218
7.1.3 CLASSIFICAÇÃO ESPACIAL SINÓTICA (SSC) DAS ONDAS DE CALOR	222
7.1.3.1 <i>Características climáticas dos tipos de tempo do SSC durante ondas de calor..</i>	<i>222</i>
7.1.3.2 <i>Frequência dos tipos de tempo do SSC durante dias com e sem ondas de calor..</i>	<i>224</i>
7.1.3.3 <i>Tendência dos tipos de clima de 1996 a 2016</i>	<i>227</i>
7.1.4 CARACTERIZAÇÃO DAS ONDAS DE CALOR: PRESENTE E FUTURO	230
7.1.4.1 <i>Média anual de dias com OC</i>	230
7.1.4.1.1 <i>Análise no presente (1996-2016).....</i>	<i>230</i>
7.1.4.1.2 <i>Projeções para o futuro próximo (2030-2050) e distante (2079-2099).....</i>	<i>233</i>
7.1.4.1.3 <i>Projeção das OC para hipótese de adaptação</i>	<i>238</i>
7.1.4.2 <i>Duração média das ondas de calor</i>	242
7.1.4.2.1 <i>Análise no presente (1996-2016).....</i>	<i>242</i>
7.1.4.2.2 <i>Projeção para o futuro próximo (2030-2050) e distante (2079-2099)</i>	<i>244</i>
7.1.4.3 <i>Magnitude média das ondas de calor</i>	249
7.1.4.3.1 <i>Análise no presente (1996-2016).....</i>	<i>249</i>

7.1.4.3.2	Projeção para o futuro próximo (2030-2050) e distante (2079-2099)	252
CAPÍTULO 8 – RESULTADOS DO EFEITO DO CALOR NA MORTALIDADE ...		259
8.1	CORRELAÇÃO ENTRE AS VARIÁVEIS METEOROLÓGICAS E MORTALIDADE	259
8.2	VALIDAÇÃO DOS MODELOS ESTATÍSTICOS E META-ANÁLISES	261
8.3	EFEITOS DOS NÍVEIS DE IC NA MORTALIDADE DE IDOSOS.....	265
8.3.1	DEFINIÇÃO DA TEMPERATURA DE MÍNIMA MORTALIDADE (MMT).....	265
8.3.2	RISCO RELATIVO DE MORTALIDADE DE IDOSOS AOS NÍVEIS DE EXPOSIÇÃO DE IC	266
8.4	CONTRIBUIÇÕES DAS OC NA MORTALIDADE: EFEITOS PRINCIPAIS, ADICIONADOS E TOTAL.....	269
8.5	PROJEÇÃO DO RISCO DE MORTALIDADE ASSOCIADO AO EFEITO TOTAL DAS ONDAS DE CALOR	274
8.6	QUANTIFICAÇÃO DAS MORTES ATRIBUÍVEIS ÀS ONDAS DE CALOR.....	279
8.6.1	HIPÓTESE DE NENHUMA ADAPTAÇÃO	279
8.6.2	HIPÓTESE DE ADAPTAÇÃO.....	291
8.7	POTENCIAL ADAPTATIVO DAS CAPITAIS BRASILEIRAS	301
CAPÍTULO 9– CONSIDERAÇÕES FINAIS.....		304
9.1	SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	310
REFERÊNCIAS.....		312
APÊNDICE A		327
APÊNDICE B.....		333
APÊNDICE C		348
APÊNDICE D		356
APÊNDICE E.....		380

CAPÍTULO 1 – INTRODUÇÃO

Eventos climáticos extremos têm se tornado comum em todo o mundo seja por aquecimento, resfriamento, seca ou tempestades (DIAS, 2014; FISHER *et al.*, 2013). Estes eventos geram impactos tanto econômicos quanto sociais na sociedade, pois afetam as infraestruturas, produções agrícolas, saúde da população e muitas vezes ocasionam vítimas fatais (DIAS, 2014; PEZZA & AMBRIZZI, 2003). Questões climáticas extremas já existem há muito tempo, no entanto com o aumento da frequência dos eventos climáticos e o crescente aumento da população, os impactos causados por estes fenômenos acabam sendo ainda mais prejudiciais (DIAS, 2014; FISHER *et al.*, 2013).

Atualmente não há dúvidas que está havendo um aumento da temperatura média global, aumento este que tem se intensificado desde a década de 1980 (GEIRINHAS *et al.*, 2017). Na Europa, entre o período de 1901 a 2012 foi observado um aumento da temperatura média da superfície de até 1°C. A Ásia e América do Sul registraram os valores de temperatura mais altos, com regiões como o Centro e o Sul do Brasil com aumentos entre 1,75°C e 2,5°C (IPCC, 2014).

O sexto relatório do IPCC (AR6), divulgado em 2021, trouxe previsões preocupantes em relação ao clima do planeta, de acordo com o mesmo, a temperatura média global deve aumentar 1,5°C nas próximas décadas, mesmo que as emissões dos gases do efeito estufa (GEE) sejam cessadas ainda na atualidade (IPCC, 2021). Caso os GEE continuem sendo emitidos, até 2100 a temperatura média global pode aumentar em até 4°C (IPCC, 2021).

Esta tendência de aumento da temperatura da superfície, além de aumentar os valores do parâmetro em si, pode igualmente, promover o aumento da frequência e intensidade de extremos climáticos como as ondas de calor (IPCC, 2021). Não existe uma definição universal para ondas de calor, entretanto, elas podem ser genericamente definidas como dias consecutivos com temperaturas elevadas (GASPARRINI & ARMSTRONG, 2011).

Diversas regiões no globo já vêm experimentando dias com calor extremos, o que afeta toda a população, seja na produção agrícola, economia e saúde (BELAFOUTIS *et al.*, 1999; BARBU *et al.*, 2014; BITENCOURT *et al.*, 2016). Em 2013 uma intensa onda de calor atingiu a região sudeste da China e teve duração de 14 dias, provocando mortes, internações hospitalares e uma perda de 27,49 bilhões de yuans para Nanking, o que equivale a 3,43% do

valor bruto de produção da cidade em 2013 (XIA *et al.*, 2018). Em junho de 2021 uma intensa onda de calor atingiu a região oeste dos Estados Unidos e Canadá com temperaturas acima de 45°C e provocaram centenas de mortes súbitas nessas regiões (SILBERNER, 2021).

Em termos de saúde da população mundial, as ondas de calor podem causar impactos diretos, provocando doenças relacionadas com o calor, ou impactos indiretos, determinando a descompensação de uma doença crônica (MARTO, 2005). Estudos têm demonstrado associações entre ondas de calor e mortalidade em diferentes regiões do mundo (BACCINI *et al.*, 2008; ANDERSON & BELL, 2009; GOU *et al.*, 2012). Xu *et al.* (2016) mostraram que as ondas de calor aumentam significativamente a mortalidade através do globo e que a intensidade das ondas de calor desempenha um papel mais importante do que duração no aumento da mortalidade. Recentemente, Vicedo-Cabrera *et al.* (2021) encontraram a partir de um estudo de mais de 732 locais em 43 países que 37% das mortes associadas ao calor durante a estação quente no período de 1991-2018 podem ser atribuídas às mudanças climáticas antropogênicas.

A estrutura da população dentro das sociedades na atualidade está mudando, a proporção de idosos está aumentando devido ao aumento da longevidade e redução da natalidade, o que resulta em maior prevalência de doenças crônicas (ASTRÖM *et al.*, 2011). Estudos mostram que a população idosa está entre as mais vulneráveis às ondas de calor, devido ao sistema termorregulatório mais sensível. As respostas fisiológicas ao ambiente deterioram-se com o envelhecimento e alguns medicamentos interagem com a termorregulação, aumentando o risco (VOLGELAERE & PEREIRA, 2005). De acordo com a Organização Mundial da Saúde (OMS), as altas temperaturas do ar contribuem diretamente para as mortes por doenças cardiovasculares e respiratórias, particularmente entre os idosos, pois altas temperaturas além de afetar a termorregulação, também elevam os níveis de ozônio que exacerbam doenças cardiovasculares e respiratórias, que resultam por vezes em mortes.

No estudo de Guo *et al.* (2017) e Diniz *et al.* (2020) o Brasil se mostrou um país vulnerável em relação à mortalidade de pessoas idosas com doenças cardiovasculares e respiratórias devido à ocorrência de ondas de calor. De acordo com Lopes e Fioravanti (2017) episódios de ondas de calor têm se tornado mais frequentes ao longo dos anos no país. O estudo de Geirinhas *et al.* (2017) mostrou que as capitais São Paulo, Manaus e Recife apresentaram o crescimento mais acentuado no número de dias por ano com ondas de calor de 1961 a 2014.

De acordo com o sexto relatório do IPCC (AR6), as projeções até 2100, apontam na pior das hipóteses que o aumento da temperatura no interior do Brasil deve ser de até 4°C e para

regiões próximas a costa até 3°C. Os estudos de Marengo (2014) e Nobre *et al.* (2019) mostraram que em todas as regiões do Brasil haverá aumento da temperatura e ondas de calor de acordo com as projeções feitas até 2100.

Com o aumento da ocorrência de ondas de calor no Brasil, é evidente a preocupação em relação à saúde e o bem-estar da população. Estudos mostram que com estas projeções as mortalidades devem aumentar ainda mais em diferentes regiões do mundo, como também no Brasil (GUO *et al.*, 2017; DINIZ *et al.*, 2020; GEIRINHAS *et al.*, 2020), sendo que na atualidade as capitais como São Paulo, Rio de Janeiro, Manaus, Recife, Porto Alegre e Brasília já apresentam ocorrência elevada de ondas de calor, indicando tendência de agravamento para os próximos anos (GEIRINHAS *et al.*, 2017; ZHAO *et al.*, 2019; NOBRE *et al.*, 2019).

De acordo com Gou *et al.* (2012), áreas urbanas podem ser particularmente vulneráveis às ondas de calor devido às altas concentrações de grupos populacionais suscetíveis e ilhas de calor urbano. Isto é observado na maioria das capitais brasileiras, onde a concentração populacional é maior do que em outras cidades do estado, principalmente da população idosa que de acordo com o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) tem aumentado ao longo dos anos no Brasil, com projeções mostrando que esta população será um quarto da população total no país em 2060. Além do aumento populacional, estas capitais sofrem com aumentos da temperatura local devido às ilhas de calor urbano, pois são regiões que possuem aglomeradas construções urbanas (SOUZA, 2010).

Portanto, com o contínuo aumento da temperatura média global, devido às mudanças climáticas, juntamente com o quadro de envelhecimento da população brasileira e do consequente aumento do número de idosos residentes em áreas urbanas, faz-se necessário quantificar os riscos em que esta população estará submetida, assim como quantificar as mortalidades no futuro para que possam ser implementadas por políticas públicas medidas preventivas e/ou adaptativas, para evitar o estresse térmico desta população sensível e assim evitar o aumento da mortalidade. O que torna a realização desta pesquisa para as capitais dos estados brasileiros de suma importância.

CAPÍTULO 2 – REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Este capítulo apresenta toda fundamentação teórica para realização desta tese. O capítulo está subdividido em nove partes.

2.1 VARIABILIDADE E MUDANÇA CLIMÁTICA

O clima da Terra esteve, desde sempre, sujeito a variações ao longo de meses, anos, décadas e séculos. A escala temporal determina se os efeitos do clima estão associados à uma variabilidade climática ou uma mudança do clima global (PBMC, 2016). A variabilidade climática refere-se às flutuações em torno do estado médio da atmosfera e pode resultar de processos internos do sistema climático ou de variações externas naturais (IPCC, 2007). Um importante componente da variabilidade interna do sistema terrestre é o El Niño- Oscilação Sul (ENOS), que gera um grande impacto nas variações anuais da temperatura média tropical e global (IPCC, 2007). As variações externas estão associadas diretamente à forçante solar (IPCC, 2007). Em relação à mudança climática, ela refere-se a uma alteração significativa do estado médio do clima ou em sua variabilidade, isto é, quando a distribuição estatística de uma variável climática muda (ROESCH *et al.* 2005, IPCC, 2007).

De acordo com o quarto relatório (AR4) do Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas (IPCC), a variabilidade da temperatura global da superfície observada de 1870 a 2010 foi resultado das influências combinadas de fatores naturais, como ciclos solares, vulcanismo, variabilidade interna e de fatores antropogênicos (Figura 2.1) (IPCC, 2007). As emissões dos GEE e aerossóis antes do período da Revolução Industrial no século XIX, eram significativamente menores do que é observado nos tempos atuais. Nesta época, as mudanças na atividade solar, vulcânica e na variabilidade interna representavam um papel mais importante para contribuição na temperatura da superfície global (IPCC, 2007). Após a Revolução Industrial, as emissões dos GEE e aerossóis passaram a aumentar sem precedentes, sendo que as emissões observadas na atualidade, já são as mais altas registradas na história (IPCC, 2014). No quinto relatório do IPCC (AR5), os cientistas apontaram que o clima está mudando e que não há mais dúvidas que a influência da ação humana é clara nesta mudança (IPCC, 2014).

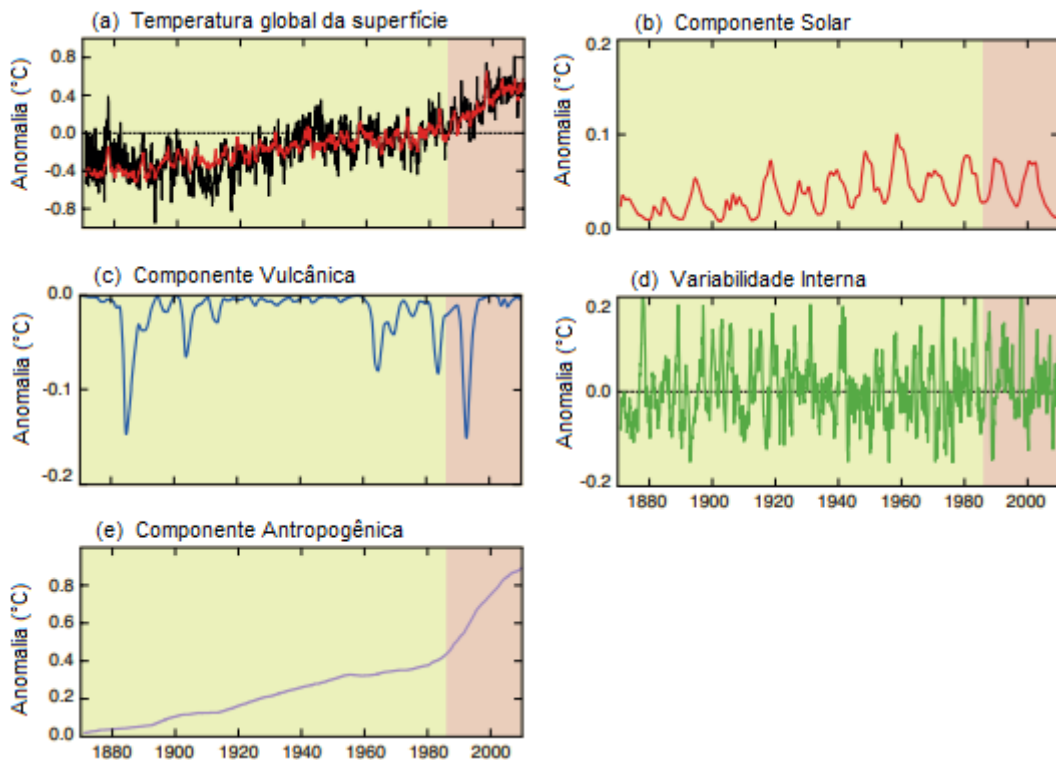


Figura 2.1 – Influências na variabilidade da temperatura global da superfície: (a) Temperatura global da superfície; (b) componente solar; (c) componente vulcânica; (d) variabilidade interna; (e) componente antropogênica. Fonte: Traduzido de (IPCC, 2007)

Recentemente, o sexto relatório do IPCC (AR6) foi lançado e trouxe constatações e previsões preocupantes quanto ao destino do planeta. De acordo com o AR6, assim como confirmado no AR5, a ação humana por meio de emissão dos GEE e mudança do uso do solo está fazendo com que haja um aquecimento do sistema climático e que mudanças do clima estejam acontecendo de forma mais rápida e generalizada (IPCC, 2021). Foi constatado que a temperatura da superfície da Terra entre 2011 e 2020 foi 1,1°C mais alta do que entre 1850 e 1900 (IPCC, 2021). O relatório menciona que se não houver reduções imediatas em grande escala das emissões dos GEE, a chance de o aquecimento global exceder 1,5°C na década atual é muito alta (IPCC, 2021).

Uma novidade no AR6 foi a análise do papel da poluição do ar e aerossóis nas mudanças climáticas globais. De acordo com o relatório, a emissão de aerossóis (partículas em suspensão) gerados pela queima de combustíveis fósseis pode ter contribuído para uma diminuição da temperatura da superfície em 0,5°C (IPCC, 2021). Isto porque, grande parte dos aerossóis conseguem refletir a radiação solar de volta para o espaço, o que contribui para o resfriamento

da superfície (ZHANG *et al.*, 2021). Mesmo com a interrupção total da geração de energia por meio da queima de carvão, o planeta ainda assim pode aquecer 0,5°C nas próximas décadas, já que os aerossóis têm agido de forma a mascarar o aquecimento (IPCC, 2021).

Os cientistas do AR6 apontam que a intensidade e duração de eventos climáticos extremos, como as ondas de calor, por exemplo, irão aumentar mesmo se o aquecimento da superfície se estabilizar em 1,5°C. Se o aquecimento for limitado entre 1,5°C a 2°C, apesar dos eventos serem mais frequentes e severos tanto para saúde quanto para a agricultura, os impactos ainda poderiam ser minimizados pela adaptação (IPCC, 2021). Os autores enfatizam que eventos climáticos que estavam previstos para ocorrer ainda daqui algumas décadas já estão ocorrendo na atualidade (IPCC, 2021).

A projeções climáticas apresentadas nos relatórios do IPCC são baseadas em cenários climáticos rodados por modelos climáticos globais (GCM) pertencentes ao *Coupled Model Intercomparison Project* (CMIP) que está atualmente na fase 6 (CMIP6). O CMIP é uma estrutura colaborativa para diagnóstico, intercomparação, validação, documentação e acesso aos modelos climáticos, com o objetivo de melhorar os conhecimentos de mudanças do clima e preencher lacunas de relatórios anteriores do IPCC (JONES *et al.*, 2011). Ao longo das fases do CMIP os cenários climáticos foram se aperfeiçoando. Esta tese focará na fase 5 do CMIP (CMIP5), pois os modelos e cenários utilizados nesta pesquisa pertencem a esta fase.

2.2 MODELOS CLIMÁTICOS GLOBAIS

Os Modelos Climáticos Globais (da sigla em inglês GCM) são modelos numéricos complexos que conseguem representar os processos físicos que ocorrem na atmosfera, oceano, criosfera e superfície terrestre (COTTON & PIELKE, 1995). Os GCM são atualmente a única ferramenta confiável para simular a resposta do sistema climático global ao aumento das concentrações dos GEE na atmosfera (GODDESS, 1990).

Os GCMs acoplados, isto é, modelos que possuem o acoplamento entre atmosfera, oceano e biosfera terrestre fizeram com que as estimativas das mudanças do clima se tornassem ainda mais confiáveis, uma vez que a capacidade de simular eventos extremos melhorou consideravelmente, já que é possível simular os processos biogeofísicos e biogeoquímicos que ocorrem em uma escala de tempo (RANDALL *et al.*, 2007). As equações que regem a atmosfera

(por exemplo, equações do movimento, continuidade, termodinâmica e gases) são calculadas em cada ponto de grade do GCM como mostra a Figura 2.2. Cada ponto de grade em um GCM possui uma resolução espacial entre 240 a 600 km, esta resolução é considerada grosseira (baixa) e não ideal para estudos de impactos climáticos, uma vez que não é possível enxergar com detalhes os impactos locais (AMBRIZZI *et al.*, 2018).

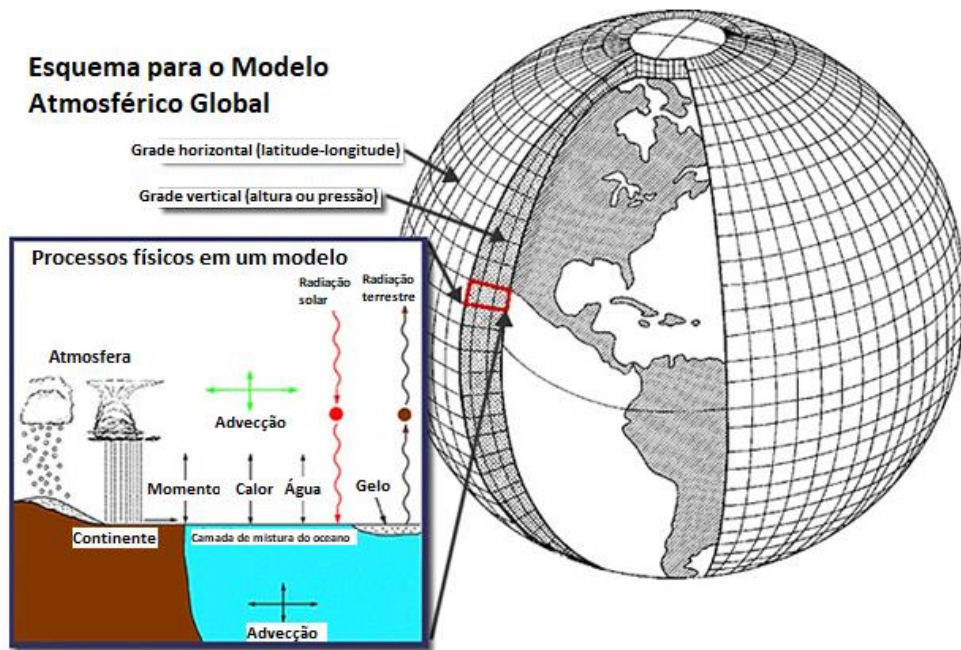


Figura 2.2 – Esquema do modelo climático global (GCM). Fonte: Traduzido de (CINTRA *et al.*, 2016).

Devido à baixa resolução espacial, os GCMs possuem limitações quanto aos processos que ocorrem em escala inferior à grade dos modelos, como por exemplo as nuvens, que para poder simulá-las são necessárias parametrizações. As parametrizações, arquitetura do modelo (simplificações nas equações) e as concentrações e emissões dos GEE são incertezas inerentes às simulações e projeções do clima (AMBRIZZI *et al.*, 2018).

Os GCMs são administrados por vários centros ao redor do mundo. Desta forma, existem diferenças entre os modelos climáticos. De acordo com Solomon *et al.* (2007) essas diferenças geram sensibilidade nos modelos climáticos que variam entre 2°C a 4,5°C. Por isso, é importante analisar os resultados de vários modelos ao construir cenários. Como existem diferentes modelos climáticos com vários resultados de projeção, existem alguns critérios para

selecionar os melhores modelos. De acordo com Santo *et al.* (2008), os critérios são os seguintes:

- 1) Tempo: modelos mais recentes são considerados melhores por já incluírem atualização de processos, sendo assim são mais eficientes;
- 2) Resolução: sempre dar preferência a modelos de alta resolução;
- 3) Validação: analisar quão bem os modelos conseguem simular o clima presente;
- 4) Representatividade: resultados devem convergir

Os modelos HadGEM2-ES e MIROC5 foram os GCMs que pertencem ao CMIP5 escolhidos para realizar as projeções climáticas desta tese.

2.2.1 MODELOS HADGEM2-ES E MIROC5

O HadGEM2-ES (*Hadley Centre's Global Environmental Model version two*) é um modelo climático acoplado do UK Met Office, órgão de meteorologia do Reino Unido, na versão 2 dos modelos HadGEM com as componentes do sistema terrestre (ES, *Earth System* em inglês) (JONES *et al.*, 2011). O HadGEM2-ES possui resolução espacial atmosférica de N96 (1,875° x 1,25°) com 38 níveis verticais e resolução oceânica de 1°, sendo de 1/3° na região do equador, e 40 níveis verticais (JONES *et al.*, 2011).

O HadGEM2-ES, além de representar os processos físicos que ocorrem no oceano e atmosfera, também representa ciclos interativos de carbono terrestre e o oceânico e vegetação dinâmica (JONES *et al.*, 2011). Isto possibilita prescrever e simular as concentrações e emissões de dióxido de carbono (CO₂). Também está incluído no modelo um esquema de química troposférica que possibilita simular a evolução da composição atmosférica e interação com os aerossóis (JONES *et al.*, 2011).

O modelo MIROC5 (*Model for Interdisciplinary Research on Climate version five*) foi desenvolvido pelo Centro para Pesquisa do Sistema Climático (CCSR), Universidade de Tóquio, Instituto Nacional de Estudos Ambientais (NIES) e pela Agência de Ciência e Tecnologia de Terro-Marítima do Japão (WATANABE *et al.*, 2010). O MIROC5 foi criado com o objetivo de melhorar a simulação do clima médio, variabilidade e mudança climática

devido a forçante radiativa antropogênica, em relação a sua versão anterior apresentada no AR4 do IPCC, o MIROC3.2 (WATANABE *et al.*, 2010). A resolução espacial utilizada no MIROC5 é a padrão para atmosfera de T85 (aproximadamente 156 km) com 40 níveis verticais e do oceano de 1° com 50 níveis verticais (CHOU *et al.*, 2014). O MIROC5 apresenta melhorias na precipitação, campos atmosféricos médios zonais, campos subterrâneos do oceano equatorial e a simulação do El Niño-Oscilação Sul (WATANABE *et al.*, 2010).

Estas novas versões dos modelos HadGEM e MIROC foram usadas no AR5 do IPCC (IPCC, 2014). Um diagnóstico extenso destes dois modelos está disponível nas saídas do projeto CMIP5 (detalhes dos experimentos do CMIP5 estão disponíveis online em http://cmip-pcmdi.llnl.gov/cmip5/experiment_design.html).

2.3 MÉTODO DE *DOWNSCALING* DINÂMICO

Os GCMs são capazes de simular de forma realista as características globais de larga escala (COTTON & PIELKE, 1995). Entretanto, como mencionado anteriormente, devido à baixa resolução espacial dos GCMs, eles não conseguem captar características da mesoescala, como topografia, uso da terra, áreas urbanas, entre outros fatores, que influenciam o clima regional e local (AMBRIZZI, *et al.*, 2018). Portanto para estudar os impactos regionais ou locais do clima é necessário realizar um refinamento de escala (*Downscaling*) para incorporar informações locais das simulações e projeções de mudanças climáticas (VRAC *et al.*, 2007).

Existem dois tipos de *downscaling* comumente utilizados: o dinâmico e o estatístico (DIBIKE & COULIBALY, 2005). O *downscaling* dinâmico foi utilizado nesta tese e por isso o enfoque será nesta técnica. O *downscaling* dinâmico é feito pelo aninhamento de Modelos Climáticos Regionais (da sigla em inglês, RCMs) em GCMs (COONEY, 2012). Os RCMs foram criados entre 1989 e 1990 com o objetivo de resolver circulações de mesoescala e representar de forma mais realista o clima regional/local em comparação aos GCMs (DICKINSON *et al.*, 1989; GIORGI & BATES, 1989; GIORGI, 1990). Em uma modelagem climática regional, os GCMs fornecem os sistemas meteorológicos de larga escala como condições laterais de contorno para que os RCMs obtenham os detalhes dos sistemas climáticos em uma área limitada (Figura 2.3) (AMBRIZZI *et al.*, 2018).

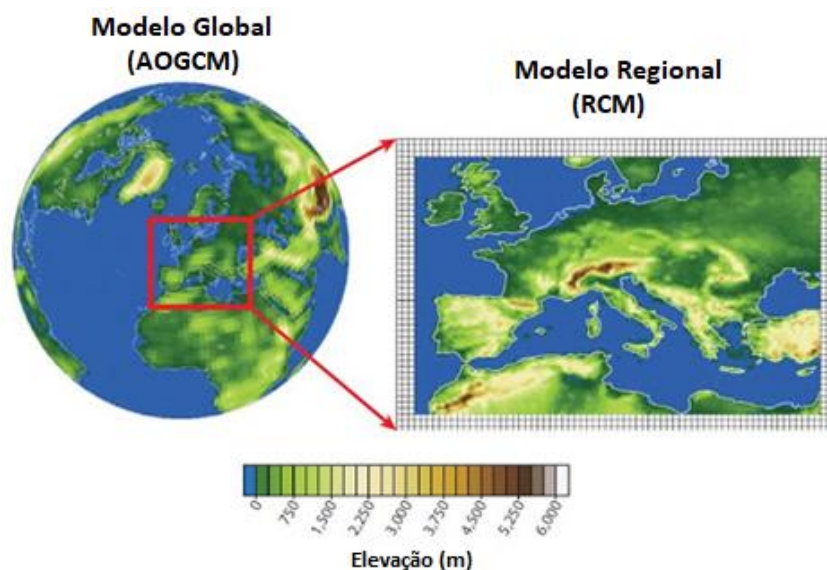


Figura 2.3 – Esquema de regionalização (downscaling dinâmico). Fonte: (GIORGI & GUTOWSKI, 2016).

2.3.1 MODELO REGIONAL ETA

Para a redução de escala dos modelos HadGEM2-ES e MIROC5, nesta tese de doutorado foi adotado o RCM chamado Eta (CHOU *et al.*, 2014). O modelo regional Eta foi desenvolvido pela Universidade de Belgrado na Iugoslávia e instalado no Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos (CPTEC) em 1996, com objetivo de complementar a previsão numérica do tempo (CHOU *et al.*, 2014).

O modelo Eta utiliza a coordenada vertical eta, o que possibilita estudos em regiões montanhosas, como a Cordilheira dos Andes (CHOU *et al.*, 2014). Uma versão do modelo Eta foi desenvolvida para estudos de mudanças climáticas para apoiar a Terceira Comunicação Nacional do Brasil à Convenção-Quadro das Nações Unidas sobre a Mudança do Clima (da sigla em inglês, UNFCCC) (CHOU *et al.*, 2014). Nesta versão adaptada, o modelo Eta é aninhado a outros quatro GCMs (BESM2.3.1, HadGEM2-ES, MIROC5 e Canesm2) que fornecem a temperatura da superfície do mar, na qual é atualizada diariamente (CHOU *et al.*, 2014). As temperaturas do solo e umidade inicial do solo também são derivadas dos GCMs. O modelo Eta aninhado aos GCMs foi montado com resolução espacial de 20 km e 38 níveis verticais, seu domínio abrange grande parte da América do Sul e Central (CHOU *et al.*, 2014).

Nesta tese os GCMs escolhidos para as projeções foram o HadGEM2-ES e MIROC5, que com o modelo Eta aninhados à eles são denominados de Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5, respectivamente. Chou *et al.* (2014) afirmam que a simulação do Eta-MIROC5 apresenta boas simulações da temperatura máxima durante o verão, já durante o inverno as simulações do modelo Eta-HADGEM2-ES apresentam correlações mais altas com os dados observados.

2.4 CENÁRIOS CLIMÁTICOS

Muitos fatores devem ser levados em consideração ao tentar prever como o aquecimento global futuro contribuirá para as mudanças climáticas. A quantidade de emissões dos GEE futuras é uma variável-chave, assim como também os desenvolvimentos em tecnologia, geração de energia, uso do solo e crescimento populacional (BARCELLOS *et al.*, 2009). Pensando em unir tudo isso e padronizar os resultados de diferentes modelos climáticos, em 1992 foram criados os cenários climáticos (IPCC, 1996). Os cenários climáticos facilitam a comparação entre estudos de impactos das mudanças climáticas e as avaliações de risco. O objetivo de trabalhar com cenários não é prever o futuro, mas entender melhor as incertezas e futuros alternativos, a fim de considerar quão diferentes decisões ou opções podem ser robustas sob uma ampla gama de futuros possíveis (IPCC, 2007).

A construção de cenários climáticos é baseada nos resultados dos GCMs, ajustando um clima *baseline* (baseado em observações regionais do clima durante um período de referência) pela mudança absoluta entre o presente e o clima futuro simulado (IPCC, 2007). Os primeiros cenários climáticos do relatório especial de emissões (SRES: A1, A2, B1 e B2) se mantiveram por alguns anos, e estiveram presentes no terceiro e quarto relatório do IPCC. Com o intuito de aperfeiçoar os cenários climáticos, melhorias tiveram que ser realizadas, então em 2007 foi proposto um novo formato de cenários climáticos que foram incorporados no CMIP5 (MOSS *et al.*, 2010).

As simulações do CMIP5 incluem quatro cenários futuros denominados de “Trajetórias representativas de concentração” ou RCPs (MOSS *et al.*, 2010). Esses cenários futuros foram gerados por quatro modelos de avaliação integrada (IAMs) e selecionados a partir de mais de 300 cenários publicados de futuras emissões de GEE resultantes de modelos socioeconômicos

e de sistemas de energia. O nome “Trajetórias representativas de concentração” foi escolhido para enfatizar a lógica por trás de seu uso. O termo trajetória visa enfatizar que não é apenas um resultado específico de concentração ou forçamento radiativo a longo prazo, mas também a trajetória que é levada ao longo do tempo para alcançar esse resultado. Já o termo representativo, refere-se ao fato de que os quatro cenários são representativos por serem um dos vários diferentes cenários que têm características radiativas similares de forçantes e emissões. Os quatro RCPs são:

- RCP8.5: Representa o valor de 8,5 W/m² da forçante radiativa até 2100 (mais alta forçante). Esse RCP é caracterizado pelo aumento das emissões de gases de efeito estufa ao longo do tempo, representativo de cenários na literatura que levam a altos níveis de concentração de gases de efeito estufa (RIAHI *et al.*, 2007).
- RCP6: É um cenário de estabilização, no qual a forçante radiativa total é estabilizada logo após 2100, sem superação, pela aplicação de uma gama de tecnologias e estratégias para reduzir as emissões de gases de efeito estufa (FUJINO *et al.*, 2006).
- RCP4.5: É um cenário de estabilização, no qual a forçante radiativa total é estabilizada logo após 2100, sem ultrapassar o nível-alvo de forçante radiativa de longo prazo (CLARKE *et al.*, 2007; SMITH & WIGLEY, 2006).
- RCP2.6: A via de emissão é representativa de cenários na literatura que levam a níveis muito baixos de concentração de gases de efeito estufa. É um cenário de "pico e declínio"; seu nível de forçante radiativa atinge primeiro um valor de cerca de 3,1 W / m² em meados do século e retorna a 2,6 W / m² em 2100. Para atingir esses níveis de forçante radiativa, as emissões de gases de efeito estufa (e indiretamente as emissões de poluentes do ar) devem ser reduzidas substancialmente com o tempo (VAN VUUREN *et al.*, 2007).

Para cada categoria de emissões, um RCP contém um conjunto de valores iniciais e as emissões estimadas até 2100, com base em suposições sobre atividade econômica, fontes de energia, crescimento populacional e outros fatores socioeconômicos. Talvez o aspecto mais inovador dos RCPs seja que, em vez de começar com 'histórias' socioeconômicas a partir das quais as trajetórias de emissão e os impactos climáticos são projetados (a metodologia SRES), cada um dos RCPs descreve uma trajetória e concentração de emissões até o ano 2100, e consequente forçamento como pode ser observado na Figura 2.4.

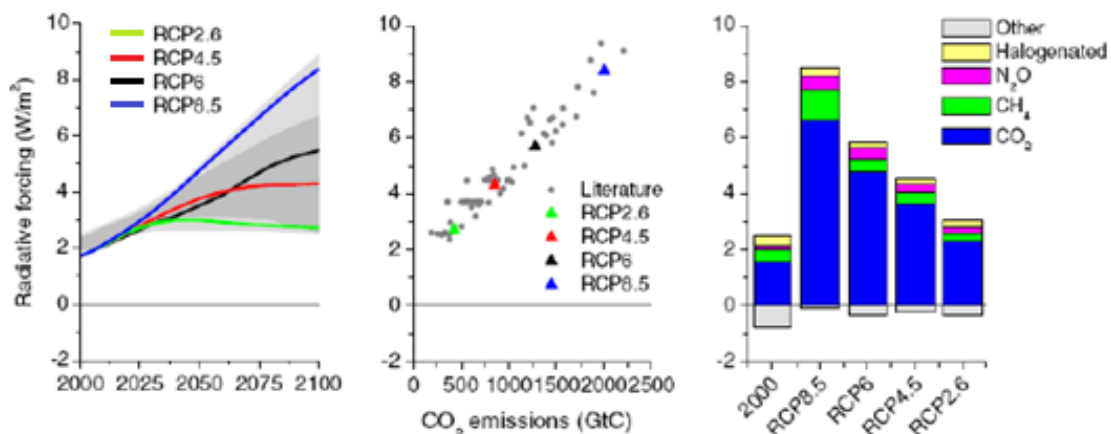


Figura 2.4 – Tendência na forçante radiativa (gráfico da esquerda), emissões de CO₂ acumuladas no século 21 vs. Forçante radiativa em 2100 (gráfico do meio) e nível de forçamento por categoria (gráfico da direita). A área cinza indica o 98° e 90° percentis da literatura (cinza claro e escuro). Os pontos no gráfico do meio também representam um grande número de estudos. O forçamento é em comparação aos valores pré-industriais e não incluem uso do solo (albedo), poeira, ou forçamento de aerossol de nitrato. Fonte: (VAN VUUREN, 2011).

2.5 MUDANÇAS CLIMÁTICAS E SAÚDE

O Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas (IPCC) aponta que as mudanças climáticas podem gerar impactos em diferentes setores da sociedade, como: agricultura, economia, infraestrutura urbana, biodiversidade dos ecossistemas e saúde humana (IPCC, 2007). Os efeitos do clima na saúde são conhecidos desde a Antiguidade e teve origem em estudos de Hipócrates com a publicação da obra “Dos ares, das águas, e dos lares” em 480 a.C (LACAZ et al., 1972). Para Hipócrates, o ambiente em que o homem vive deveria ser o principal foco na investigação da origem de enfermidades. Apesar de exposto a importância do clima e ambiente sobre as doenças na população desde a Antiguidade, estudos sistemáticos começaram a ser realizados apenas no século XX (SETTE & RIBEIRO, 2011). As relações entre as mudanças climáticas e a saúde humana começaram a ganhar destaque apenas a partir do segundo relatório do IPCC em 1996 (IPCC, 1996; CONFALONIERI, 2008).

O clima pode afetar a saúde humana de diferentes formas e escalas temporais, uma vez que a população está cercada pelos elementos meteorológicos o tempo todo (por exemplo: temperatura, precipitação, umidade, vento, pressão e gases atmosféricos) e depende deles para sobreviver. Entretanto, quando estes elementos ocorrem de forma extrema ou quando afetam

uma população mais sensível, podem ocasionar efeitos adversos à saúde. Os efeitos adversos podem ser indiretos ou diretos, como mostra a Figura 2.5, cada um destes efeitos estão explicados nos tópicos 2.5.1 e 2.5.2, respectivamente.

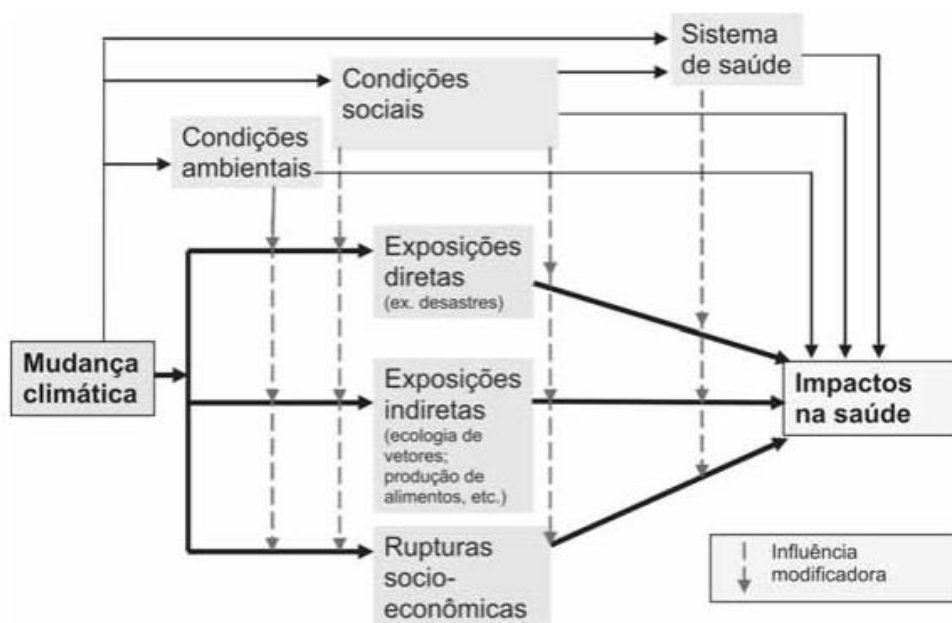


Figura 2.5 – Esquema dos efeitos diretos e indiretos das mudas climáticas na saúde humana. Fonte: (Adaptado de BARCELLOS *et al.*, 2009).

2.5.1. EFEITOS INDIRETOS

Os efeitos indiretos do clima na saúde são os mais diversos e são mediados por desequilíbrios no ecossistema, na biodiversidade e nos ciclos biogeoquímicos e hidrológicos (BARCELLOS *et al.*, 2009; IPCC, 2014). As mudanças climáticas podem agravar os efeitos indiretos do clima na saúde, principalmente daqueles relacionados com as alterações econômicas, que podem resultar no aumento da desnutrição, migração forçada e a qualidade do sistema de saúde (BENNET *et al.*, 2014). A seguir alguns exemplos de impactos indiretos do clima na saúde são apresentados:

- **Doenças transmitidas por vetores:** Mudanças nos regimes de temperatura, precipitação e umidade do ar podem afetar a propagação de vetores que transmitem doenças pelo mundo. A Dengue, Zika, Chicunguia, Malária e Encefalites são doenças

infecciosas transmitidas por insetos que têm sua proliferação alterada pelas condições climáticas (VIANA & IGNOTTI, 2013). A malária é responsável por 400 mil mortes por ano no mundo (OMS, 2019) e tem destaque no cenário epidemiológico do Brasil (BARCELLOS *et al.*, 2009).

- **Doenças infecciosas transmitidas pela água:** Enchentes e inundações podem transmitir doenças infecciosas como diarreia, cólera, amebíase, leptospirose, disenteria bacteriana, Hepatite A, esquistossomose, febre tifoide, entre outras (FREITAS & XIMENES, 2012). As enchentes afetam 102 milhões de pessoas por ano e 95% desta população está localizada em países de menor per capita (igual ou menor que 3.705 dólares por ano). As enchentes e inundações podem contaminar a água e os alimentos de consumo da população, o comprometimento da rede e tratamento de esgoto, assim como a coleta e disposição de lixos. O ser humano ao entrar em contato com a água contaminada pode acabar adquirindo alguma dessas doenças infecciosas (FREITAS & XIMENES, 2012).
- **Mortes e feridos por deslizamentos de terra:** Segundo o levantamento do Instituto de Pesquisas Tecnológicas (IPT) 3.758 pessoas morreram devido à deslizamentos de terras no Brasil desde 1988 até 8 de fevereiro de 2022. A ocupação humana em locais inadequados (locais que possuem riscos de deslizamento, como é o caso de encostas), faz com que os números de tragédias associadas aos deslizamentos de terra aumentem (MACHADO & ZACARIAS, 2016). Para que esse efeito em um cenário de mudanças climáticas não seja devastador é necessária uma gestão de risco e políticas habitacionais de qualidade.
- **Desnutrição:** Os eventos extremos como secas intensas, ondas de calor e tempestades severas podem gerar impactos no abastecimento e distribuição de água e na produção de alimentos (ALPINO *et al.*, 2022). Sendo assim, uma vez afetado o abastecimento de água da população e a falta de alimentos devido a perdas agrícolas e animais de pastagens (devido ao estresse térmico), a população tem um alto risco de atingir a desnutrição, principalmente as populações mais pobres (ALPINO *et al.*, 2022).
- **Agravamento de doenças durante ondas de frio e calor:** O clima mais seco durante períodos frios ou quentes pode propiciar o aumento da poluição atmosférica em regiões onde há grande emissão de gases e partículas na atmosfera (DAPPER *et al.*, 2016). O aumento da poluição do ar pode afetar populações mais sensíveis, como é o caso de

crianças e idosos e também agravar doenças já pré-existentes como doenças respiratórias e cardiovasculares.

2.5.2. EFEITOS DIRETOS

Os efeitos diretos do clima na saúde englobam a exposição as condições climáticas, como temperaturas extremas (ondas de frio e ondas de calor), furacões, secas e inundações. O efeito direto das mudanças climáticas na saúde é extremamente preocupante, uma vez que as vítimas ocorrem imediatamente após a exposição e muitas vezes são fatais. Neste caso não existe tratamento, mas sim um conjunto de medidas adaptativas e de mitigação que devem ser implementadas com muita antecedência para que em próximos eventos haja o menor número possível de pessoas lesadas. Com relação às temperaturas extremas, o frio e o calor excessivo podem afetar o sistema termorregulatório humano e levar o indivíduo ao desconforto térmico ou até mesmo à óbito.

Medina-Ramón e Schwartz (2007) encontraram a partir de um estudo de 50 municípios dos Estados Unidos que as mortalidades aumentam 1,59% (IC95%: 0,56 – 2,63) durante extremos de frio e 5,74% (IC95%: 3,38 – 8,15) durante extremos de calor. O relatório do The Lancet “*Health in a world of extreme heat*” publicado em 2021 estima que 1,7 milhões de mortes no mundo em 2019 estavam associadas ao calor e frio extremos, sendo que 356.000 estavam relacionadas diretamente ao calor. Estes estudos evidenciam que as temperaturas extremas podem provocar aumento na mortalidade no mundo. Outros estudos também mostram que no futuro a frequência de ondas de calor irá aumentar e consequentemente as mortalidades associadas à elas (DINIZ *et al.*, 2020). De acordo com o estudo de Diniz *et al.* (2018) variações climáticas interanuais também podem afetar o conforto térmico da população brasileira (Figura 2.6). O estudo mostra que durante eventos de El Niño o desconforto térmico devido ao calor aumenta em todas as regiões do país em relação ao período de neutralidade e durante eventos de La Niña o desconforto devido ao calor é muito menor em relação ao período de neutralidade. Neutralidade é o período que não ocorre nenhum evento de ENOS (El Niño ou La Niña).

Desta forma, qualquer alteração no clima, seja ela em escala sazonal, interanual ou em escalas mais longas pode provocar impactos na saúde humana.

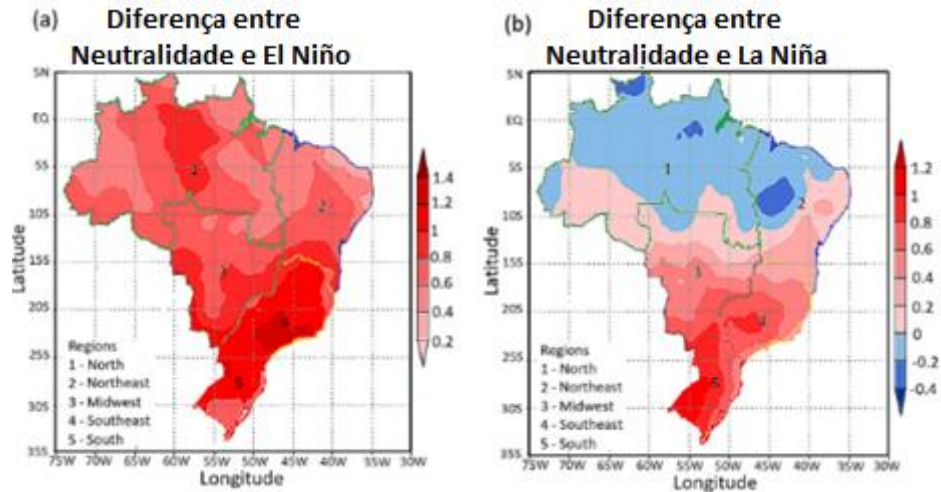


Figura 2.6 – Diferença do Índice de Desconforto Térmico Humano no Brasil entre (a) períodos de El Niño e anos neutros e (b) períodos de La Niña e anos neutros. (Fonte: Traduzido de DINIZ *et al.*, 2018).

Dentre todos os efeitos das mudanças climáticas na saúde humana, as ondas de calor estão atualmente entre os fenômenos que mais matam no mundo (KOPPE *et al.*, 2004). Este evento vem se tornando grande foco nos estudos de mudanças climáticas, uma vez que os efeitos deste na saúde são diretos e causam um grande aumento da mortalidade da população global, principalmente em países do hemisfério norte (KOPPE *et al.*, 2004; GASPARRINI *et al.*, 2011; GUO *et al.*, 2018).

2.6 ONDAS DE CALOR

2.6.1 DEFINIÇÃO

Por não existir uma definição universal, as ondas de calor podem ser definidas de muitas maneiras, geralmente, pela quantificação da duração e intensidade da temperatura máxima durante o dia e/ou temperatura mínima durante a noite (GEIRINHAS *et al.*, 2017). Contudo, existem definições que utilizam limiares específicos em percentis para a temperatura máxima e persistência. Algumas definições de ondas de calor podem ser citadas:

(a) OMM (2001):

De acordo com a Organização Meteorológica Mundial (OMM) define-se uma onda de calor “quando a temperatura máxima diária por um período de pelo menos cinco dias excede a temperatura máxima média por pelo menos 5°C”.

Muitos cientistas não concordam totalmente com a definição dada pela OMM, acreditam que para se considerar uma onda de calor a duração da mesma pode ser menor do que cinco dias e a variação da temperatura em relação ao padrão normal para se considerar uma onda de calor dependerá muito da região estudada.

(b) Robinson (2001):

O autor definiu uma onda de calor como sendo um período de pelo menos 48 horas durante o qual o índice de calor (temperatura aparente) esteja acima dos limiares de estresse definidos pelo Serviço Nacional de Tempo dos Estados Unidos (80° F durante a noite e 105°F durante o dia).

(c) Russo *et al.* (2014):

O autor definiu uma onda de calor como um período de pelo menos três dias consecutivos com temperaturas máximas acima do limiar de percentil igual a 90% da temperatura máxima diária com relação ao período climatológico de referência. Essa definição foi utilizada nesta tese.

Além da definição e identificação das ondas de calor, existem alguns fatores determinantes para analisar a severidade de uma onda de calor, que são eles: persistência e magnitude. A persistência consiste do número de dias que altas temperaturas anômalas permanecem sobre determinada região. Já a magnitude está ligada a intensidade da temperatura durante a onda de calor. Tanto a persistência quanto a magnitude podem variar de acordo com a definição de onda de calor utilizada.

2.6.2 SISTEMAS SINÓTICOS ASSOCIADOS

Muitos estudos de forma geral associam a ocorrência de ondas de calor devido à presença de anticiclones em superfície ou médios níveis, acompanhados ou não de sistemas de bloqueio atmosférico (PADILHA, 2008; BARBU *et al.*, 2014; BARLAFOUTIS, 1999). Os anticiclones são sistemas de alta pressão que giram no sentido anti-horário no hemisfério sul e

sentido horário no hemisfério norte. Os anticiclones podem ser quentes ou frios, aqueles associados às ondas de calor são anticiclones quentes originados pela circulação geral da atmosfera. Como mostra na Figura 2.7 esse sistema tem convergência do ar em altos níveis e divergência em baixos níveis. A subsidência do ar ocorre entre 1,5 e 6 km de altitude, o ar seco é originado em altos níveis e desce a uma taxa de 1 km por dia. O aquecimento do ar em um sistema anticiclônico ocorre por compressão (Temperatura aumenta 10°C por km).

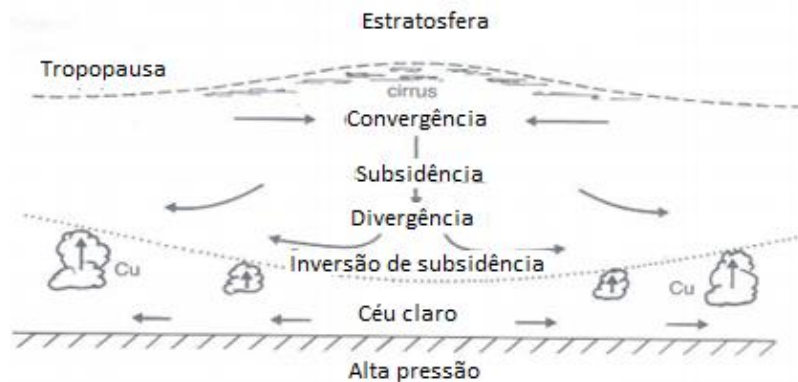


Figura 2.7 – Seção transversal de um anticiclone. (Fonte: Traduzido de MUSK, 1988).

Outro sistema sinótico também muito associado a persistência do calor por vários dias consecutivos é o bloqueio atmosférico. O bloqueio atmosférico atua no sentido de desviar ou bloquear o escoamento para oeste em médios níveis (MARQUES, 1999). Existem dois tipos mais comuns de bloqueios atmosféricos, sendo eles Omega e Dipolo (MARQUES, 1999), como mostra a Figura 2.8. De acordo com Marques (1999) também existe o bloqueio atmosférico gerado por uma crista estacionária.

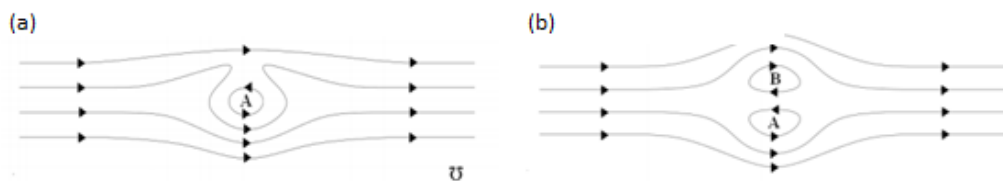


Figura 2.8 – Bloqueios atmosféricos: a) ômega invertido; b) dipolo. (Fonte: PEDROSO, 2014)

Para ser considerado um bloqueio atmosférico, não basta o sistema bloquear o escoamento para oeste, ele também deve durar por pelo menos seis dias consecutivos e seu deslocamento deve ser menor do que 20° de latitude e 45° de longitude em 500 hPa (VAN LOON, 1956).

Na América do Sul, Padilha (2008) estudou a climatologia da estagnação da massa de ar quente e seco sobre a região Central do Brasil (Sul, Sudeste e Centro-oeste), neste estudo o autor verificou que esta estagnação ocorre com maior frequência entre os meses de junho e setembro, e observou que 63% dos casos de estagnação do ar quente e seco e todos os casos mais intensos ocorreram durante períodos de bloqueio atmosférico sobre o Oceano Pacífico Sudeste. Na análise sinótica de alguns casos feitos pelo autor, a Alta Subtropical do Atlântico Sul (ASAS) avançou sobre o continente, provocando subsidência do ar quente e seco. Os jatos de baixos níveis estavam mais intensos e em médios níveis havia a configuração de bloqueio, assim como em altos níveis a posição do Jato Subtropical desfavoreceu a entrada de transientes na região, fazendo com que o ar quente e seco causado pelo anticiclone permanecesse estagnado.

Barbu *et al.* (2014) estudaram as características sinóticas das ondas de calor na Romênia, os autores concluíram que em superfície as ondas de calor são favorecidas quando a crista do anticiclone dos Açores se estende sobre a Europa central, atingindo o oeste do Mar Negro. O movimento deste anticiclone em direção ao norte da África leva à extensão de sua crista sobre o sudeste da Europa, propício para uma circulação de sudoeste na média troposfera que favorece a advecção de ar quente do norte da África.

Balafoutis *et al.* (1999) estudaram as condições sinóticas das ondas de calor na Grécia. Os autores obtiveram como resultado que as condições sinóticas predominantes na superfície foram um fluxo anticiclônico contribuindo positivamente para transferir a massa de ar Tropical Continental do deserto do Saara para a Grécia.

De acordo com estudos citados anteriormente, a influência destes anticiclones impede a formação de nuvens e precipitação. Estas condições de céu limpo, elevados índices radiativos e baixas taxas de precipitação, são, por sua vez, responsáveis pela indução de temperaturas elevadas por via de mecanismo de transferência de calor sensível (MUSK, 1988; GEIRINHAS *et al.* 2017). A persistência deste sistema, geralmente associada à presença de bloqueios atmosféricos em médios e altos níveis, pode ocasionar períodos com altas temperaturas em superfície, configurando um episódio de onda de calor.

O El Niño-Oscilação Sul (ENOS), que é uma mudança do sistema oceano-atmosfera no Pacífico Tropical, também é muito estudado sendo associado às ondas de calor, principalmente no Sudoeste da Ásia e no Brasil ((THIRUMALAI *et al.* 2017; BITENCOURT *et al.* 2016; LANFREDI, 2018).O ENOS causa alterações nos regimes de temperatura e precipitação em

diferentes regiões do globo, devido aos trens de onda e mudanças na circulação de Walker, podendo provocar aumento da temperatura e secas em determinadas regiões (GEIRINHAS *et al.*, 2017; DINIZ *et al.*, 2019).

2.6.3 CLIMATOLOGIA SINÓTICA DAS ONDAS DE CALOR NO BRASIL

Há poucos estudos que focam na caracterização sinótica e mecanismos físicos das ondas de calor no Brasil. Normalmente, quando o assunto é abordado de forma sinótica, as análises são feitas localmente, dificultando a verificação dos sistemas sinóticos associados a este fenômeno. As ondas de calor ocorrem em várias regiões do globo, principalmente durante períodos quentes (meses de verão). Como visto nas seções anteriores a ocorrência deste fenômeno está associada com a estagnação da massa de ar quente e seco ocasionada por circulações anticiclônicas que permanecem sobre determinadas regiões por alguns dias, normalmente a permanência destes anticiclones em superfície estão associados a sistemas de bloqueio atmosférico em médios ou altos níveis, e outras condições sinóticas que desfavorecem a entrada de transientes nas regiões (GEIRINHAS, 2016).

De acordo com estudos como Lanfredi (2018), Geirinhas *et al.* (2017), Padilha (2008) e Barbu *et al.* (2014), durante a ocorrência de ondas de calor são observadas anomalias positivas de temperatura em 850 hPa, anomalias positivas de geopotencial em 500 hPa e anomalias negativas de precipitação. Os padrões sinóticos que favorecem a permanência de condições favoráveis para as ondas de calor variam de região para região, principalmente sobre o Brasil, que possui uma vasta extensão territorial com regiões de climas diferentes.

Lanfredi (2018) estudou os padrões sinóticos climatológicos associados às ondas de calor em diferentes regiões da América do Sul (AS) e obteve que cada região possui influência de sistemas distintos para sua manutenção, como por exemplo, bloqueios atmosféricos, trem de vórtices e teleconexões. Entretanto, as ondas de calor ocorridas em todas as regiões estão associadas às circulações anticiclônicas, seja em superfície ou médios níveis. A seguir será apresentado os padrões sinóticos encontrados por Lanfredi (2018), entretanto apenas para as regiões que o mesmo delimitou sobre o Brasil, sendo elas: Semiárido do Brasil, costa oeste do Paraná, a qual o padrão sinótico também abrange a região sudeste, parte do Centro-Oeste e parte

do Sul do Brasil e por fim a região que abrange a Região Centro-Oeste e áreas adjacentes das regiões Norte, Sudeste e Nordeste do Brasil.

A Figura 2.9 apresenta um resumo feito por Lanfredi (2018) dos padrões sinóticos climatológicos para três regiões da AS.

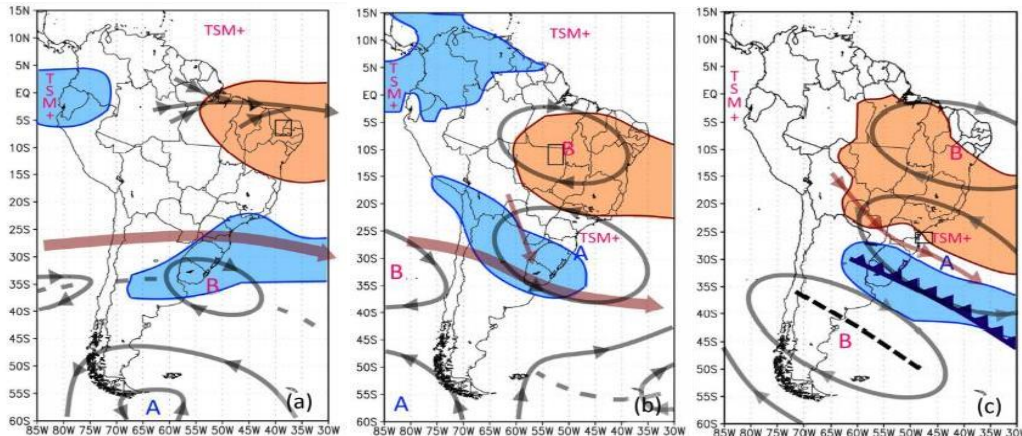


Figura 2.9 – Ilustrações esquemáticas contendo os campos anômalos de radiação de onda longa (ROL), circulação anômala para os níveis de 850 e 250 hPa, e os sistemas sinóticos mais pertinentes (frentes, cristas, cavados e jatos) da climatologia sinótica durante a ocorrência de ondas de calor 1986-2016. a) Sertão nordestino; b) Mato Grosso; c) Costa do Paraná. Laranja: anomalia positiva de ROL; Azul: Anomalia negativa de ROL. Cinza: circulações anômalas em 250 hPa. A e B (altas e baixas pressões anômalas). Vermelho espesso: Jato Subtropical anômalo em 250 hPa. Vermelho menos espesso: Jato de baixos níveis anômalo em 850 hPa. TSM+ representa a Temperatura da Superfície do Mar quente. (Fonte: LANFREDI, 2018).

De acordo com Lanfredi (2018) durante a ocorrência de ondas de calor no Sertão Nordeste (Figura 2.9a) há anomalia de Radiação de Onda Longa (ROL – radiação emitida pela superfície) positiva e confluência dos ventos em 250 hPa sobre a região, assim como é observado a Temperatura da Superfície do Mar (TSM) quente sobre o Pacífico equatorial, caracterizando período de El Niño e TSM quente sobre o Atlântico Tropical.

A corrente de jato anômala em altos níveis também é vista e que de acordo com Lanfredi (2018), a mesma ocorre em resposta ao aquecimento no Pacífico e a presença das perturbações ciclônicas associados ao jato, favorece a anomalia ciclônica sobre o Atlântico Subtropical. Esta anomalia ciclônica faz parte de um Trem de ondas (alternância entre vórtices anômalos ciclônicos e anticiclônicos) que são disparados por teleconexão a partir do Pacífico.

De acordo com Lanfredi (2018) as ondas de calor na Região do Semiárido Nordeste estão associadas com as configurações de TSM desfavoráveis, isto é, a presença de águas frias sobre o Atlântico Tropical Sul e águas quentes no Pacífico Equatorial desfavorecem a precipitação no sertão, onde há o deslocamento da ZCIT para o norte e o estabelecimento de uma circulação subsidente (ramo descendente da célula de Walker), o que contribui para o aumento das temperaturas em superfície. Portanto as ondas de calor no sertão nordestino são moduladas por sistemas de baixa frequência, que desencadeiam mecanismos de teleconexão, que afetam também outras regiões, como a porção subtropical da AS.

Na Figura 2.9b, Lanfredi (2018) mostra o padrão sinótico durante ocorrência de ondas de calor na região que engloba o Centro-Oeste, parte do Norte, Nordeste e Sudeste do Brasil. Sobre a região há circulação ciclônica anômala em altos níveis e anomalia positiva de ROL, é também observado um padrão anticiclônico anômalo em altos níveis sobre o Atlântico Sul e região Sul do Brasil. Há um jato anômalo em altos níveis e uma configuração de bloqueio do tipo Dipolo sobre o Pacífico. De acordo com o autor as ondas de calor nesta região acontecem devido a atuação de um anticiclone na média troposfera, que promove aquecimento por subsidência e incidência de radiação solar.

A circulação deste anticiclone em conjunto com o Jato anômalo e com o cavado do Pacífico, promove chuvas sobre a região Sul do Brasil e impede o avanço de frentes frias para latitudes mais baixas. O dipolo anômalo do Pacífico atua como um bloqueio (PADILHA, 2008; PEDROSO, 2014), onde faz com que haja ausência de transientes. Este padrão também é observado no estudo de Padilha (2008) onde há a estagnação do ar quente e seco sobre a região central do Brasil, devido a presença de um anticiclone na média troposfera e um padrão de bloqueio do tipo dipolo.

A Figura 2.9c apresenta o padrão sinótico climatológico durante ondas de calor na região que abrange parte da região Sul, parte da região Centro-Oeste e Sudeste. Sobre a região há anomalia positiva de ROL e circulação anticiclônica anômala em altos níveis, em superfície há um sistema de alta pressão com centro próximo à costa de Santa Catarina. O Jato de Baixos Níveis em 850 hPa é observado, sendo este responsável por levar calor e umidade para a frente em superfície identificada ao sul do Brasil. Um trem de vórtices é observado, sendo este composto por uma circulação ciclônica anômala em 250 hPa ao sul da AS, um anticiclone anômalo em 250 hPa sobre parte do Sul, Sudeste e Centro-Oeste do Brasil e uma circulação ciclônica anômala sobre o Nordeste e parte da região Norte. De acordo com Lanfredi (2018) as

ondas de calor nesta região surgem de forma semelhante a região da Figura 2.9b, devido a atuação de um anticiclone anômalo em médios e altos níveis, com subsidência associada. Entretanto o pico de aquecimento ocorre devido ao regime de circulação pré-frontal.

2.6.4 UMA VISÃO DAS ONDAS DE CALOR NO MUNDO E NO BRASIL

De acordo com o estudo de Perkins-Kirkpatrick e Lewis (2020), as ondas de calor vêm aumentando em frequência, intensidade e duração em todas as regiões do planeta desde a década de 1950 (Figura 2.10).

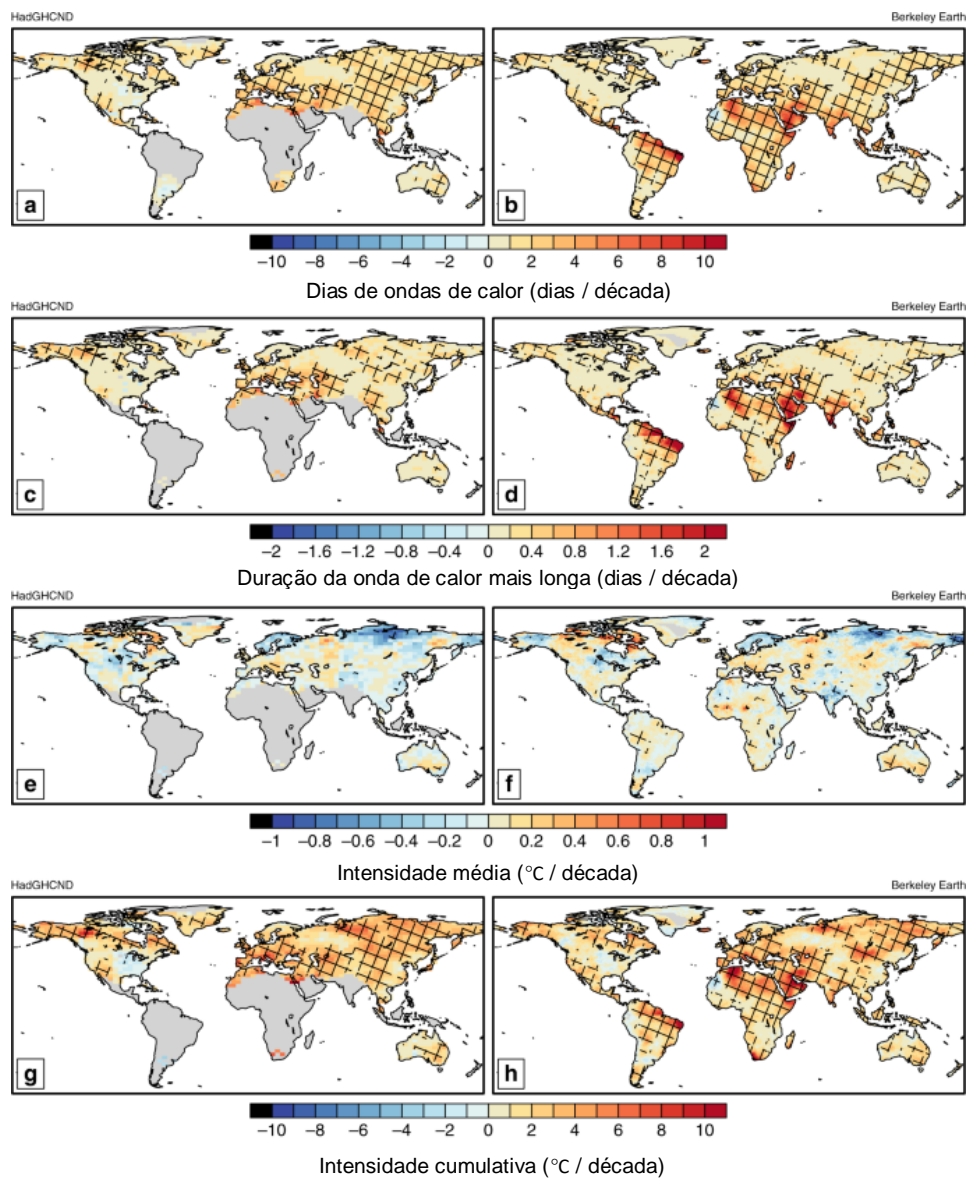


Figura 2.10 – Mapa global das tendências decadais observadas de ondas de calor. Tendências em dias sazonais de ondas de calor (a, b); comprimento da onda de calor mais longa (c, d); intensidade média das ondas de calor (e, f); e calor cumulativo (g, h) para o conjunto de dados observacional quase global HadGHCND (a, c, e, g) e o conjunto de dados observacional global Berkeley Earth (b, d, f, h) durante o período de 1950 a 2014. As tendências são expressas como dias década⁻¹ para (a–d), e °C década⁻¹ para (e–h). Fonte: (PERKINS-KIRKPATRICK & LEWIS, 2020).

Perkins-Kirkpatrick e Lewis (2020) constataram que os eventos de ondas de calor mais longos, mais frequentes e mais severos no planeta ocorreram nos últimos 20 anos e a mudança significativa na tendência destes eventos ocorreu no início da década de 1980. A tendência de

aumento dos eventos de ondas de calor é notada principalmente na parte nordeste da América do Sul, Argélia e Arábia Saudita (PERKINS-KIRKPATRICK & LEWIS, 2020).

Smith *et al.* (2013) encontraram tendências positivas das ondas de calor (aumento das ondas de calor) nas regiões Sudeste e Grandes Planícies dos Estados Unidos, onde mais de 12% da área terrestre apresentou aumento no número de dias com ondas de calor por ano de 1979 a 2011. Oswald (2018) também encontrou tendências positivas de ondas de calor no Estados Unidos, principalmente na costa oeste e Grandes Planícies a partir da década de 1970. No final de junho de 2021 houve recordes de temperatura no noroeste dos Estados Unidos e Canadá, o que levou a picos de mortes súbitas por calor (PHILIP *et al.*, 2021). Esta onda de calor bateu extremos de calor tão elevados que de acordo com o estudo de Philip *et al.* (2021) a probabilidade de uma onda de calor deste porte acontecer no clima atual é de 1 em 1000 anos, ainda de acordo com o estudo de Philip *et al.* (2021), se não houvesse a influência do homem nas mudanças climáticas a probabilidade de um evento deste porte acontecer seria 150 vezes mais rara.

Nas últimas décadas ondas de calor extremas vêm ocorrendo sem precedentes na Europa, com uma tendência de crescimento desde 1970 (ZHANG *et al.*, 2020). Em junho de 2019 duas ondas de calor atingiram a Europa Ocidental, batendo recordes históricos, o que gerou impactos sociais significativos, incluindo o aumento da mortalidade na região (VAUTARD *et al.*, 2020). O estudo de Vautard *et al.* (2020) mostrou que esses eventos teriam chances extremamente pequenas de acontecer sem a influência das mudanças climáticas induzidas pelo homem. Um estudo recente apresentou evidências de que o aumento interdecadal nas ondas de calor europeias está intimamente ligado às reduções na concentração de gelo marinho do Ártico (ASIC) e na fração de cobertura de neve da Eurásia (EASC) em latitudes médias-altas através da excitação do trem de ondas anômalo da Eurásia (ZHANG *et al.*, 2020). De acordo com Zhang *et al.* (2020) o degelo pode provocar alterações nos gradientes de temperatura e afetar o jato de latitudes médias e atividades transitórias de vórtices. Estas circulações podem aumentar a probabilidade de bloqueios atmosféricos mais persistentes que favorecem as ondas de calor no continente europeu (ZHANG *et al.*, 2020).

Li (2020) mostrou que as ondas de calor estão aumentando significativamente no Sudeste Asiático de 1979 a 2018, apresentando temperaturas anormalmente elevadas principalmente durante a noite. Ainda de acordo com Li (2020) as ondas de calor que ocorrem no Sudeste Asiático estão significativamente correlacionadas com os eventos de El Niño. No

verão de 2018 ondas de calor intensas atingiram países da Ásia Oriental, incluindo China, Japão e Península Coreana, causando impactos na saúde e agricultura devido a evapotranspiração excessiva (HA *et al.*, 2020).

Reddy *et al.* (2021) analisaram a ocorrência de ondas de calor na Austrália de 1951 a 2020 e encontraram que as ondas de calor estão aumentando em frequência, intensidade e duração em toda região. De acordo com os autores, as ondas de calor na Austrália estão também ocorrendo com excesso de calor, principalmente nas cidades costeiras como Melbourne e Adelaide. De acordo com Trancoso *et al.* (2020) ondas de calor tropicais equatoriais parecem ser mais sensíveis as concentrações elevadas de CO₂ do que em regiões temperadas e áridas.

Engdaw *et al.* (2021) observaram um aquecimento significativo em todas as regiões do continente africano de 1980 a 2018. Apesar de todo o continente apresentar uma tendência positiva de ocorrência das ondas de calor, ela varia espacialmente. Os autores identificaram um pico de ondas de calor no ano de 2010 no norte e Oeste da África, enquanto que no leste e sul da África as maiores ocorrências foram no ano de 2016.

O estudo de Feron *et al.* (2019) mostrou que nas últimas décadas o número de dias extremamente quentes durante o verão dobrou na América do Sul, principalmente na parte norte. Entre outubro e novembro de 2020, dois eventos de ondas de calor resultaram em temperaturas recordes na América do Sul central, em alguns locais as temperaturas máximas atingiram 40°C (MARENGO *et al.*, 2021). A persistência de um bloqueio atmosférico, resultou na permanência da massa de ar quente por dias consecutivos, ocasionando temperaturas elevadas em superfície (MARENGO *et al.*, 2021). Estas ondas de calor provocaram secas no Pantanal e região Sudeste do Brasil, aumentando os incêndios e os impactos naturais (MARENGO *et al.*, 2021). A Figura 2.11 apresenta uma comparação entre a média climatológica da frequência, duração e intensidade das ondas de calor na cidade de São Paulo durante a primavera e uma comparação com o período de setembro e outubro de 2020.

Características das ondas de calor na cidade de São Paulo

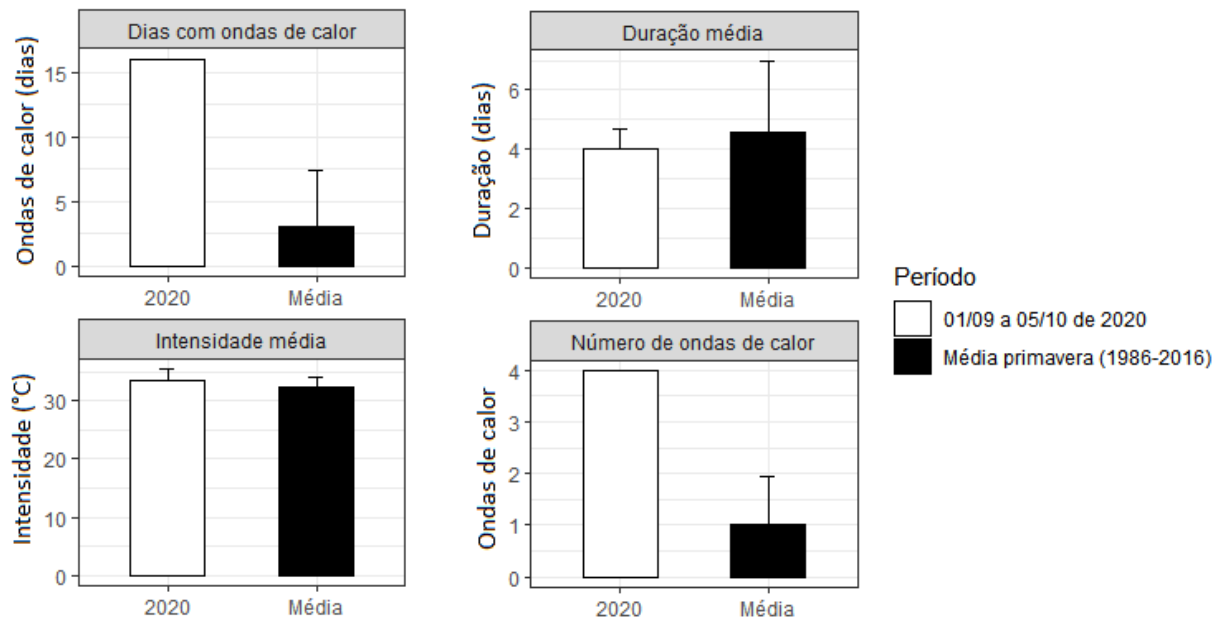


Figura 2.11 – Características das ondas de calor na cidade de São Paulo, uma comparação entre a média climatológica da primavera e o período de 01 de setembro a 5 de outubro de 2020. Fonte: Elaborado pela autora (2022).

A frequência das ondas de calor que atingiram a cidade de São Paulo entre 01 de setembro a 05 de outubro de 2020 foi 540% maior do que a média esperada para a primavera daquele ano. Assim como a frequência, a intensidade das ondas de calor ocorridas naquele período foram 1,5°C maior do que a média. Geirinhas *et al.* (2021) confirmam que as ondas de calor têm se tornado mais frequentes nos estados de São Paulo, Rio de Janeiro e Minas Gerais nos episódios compostos de secas e ondas de calor. De acordo com Geirinhas *et al.* (2021) os anos de 2013 a 2015 foram os anos em que mais tiveram ondas de calor combinadas com secas na região Sudeste do país. Além de secas, esses eventos de ondas de calor provocaram aumento no número de queimadas em todo o Brasil, principalmente durante a primavera (Figura 2.12) (DINIZ *et al.*, 2019).

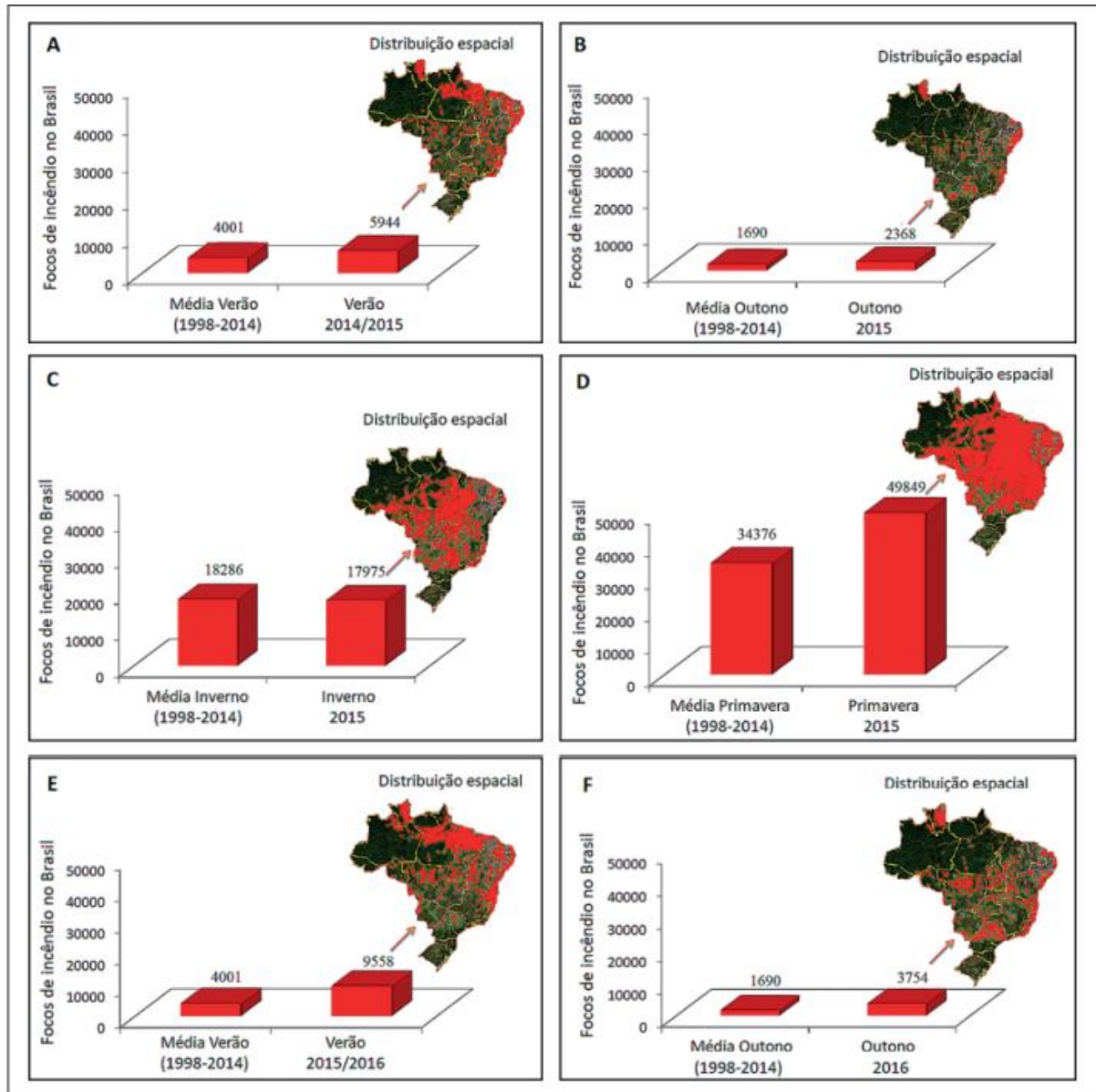


Figura 2.12 – Focos de incêndios no Brasil: (a) Média verão (1998-2014) e verão 2014/2015; (b) Média outono (1998-2014) e outono 2015; (c) Média inverno (1998-2014) e inverno 2015; (d) Média primavera (1998-2014) e primavera 2015; (e) Média verão (1998-2014) e verão 2015/2016; (f) Média outono (1998-2014) e outono 2016. A distribuição espacial dos focos de incêndio durante o El Niño (pontos em vermelho no mapa do Brasil) também está apresentada em cada gráfico. (Fonte: DINIZ *et al.*, 2019).

Devido a existência de vários estudos mostrando que existe uma tendência do aumento das ondas de calor, a preocupação com o futuro se torna eminente, uma vez que as ondas de calor podem causar impactos ambientais, socioeconômicos e na saúde da população. De acordo com Alizadeh *et al.* (2022) populações de baixa renda apresentam uma exposição 40% maior

às ondas de calor do que pessoas com renda mais alta. Os autores afirmam que até o final do século os 25% mais pobres da população mundial estarão expostos às ondas de calor a uma taxa equivalente a toda população mundial combinada (ALIZADEH *et al.*, 2022).

Zheng *et al.* (2021) mostram que as ondas de calor urbanas devem aumentar nos Grandes Lagos na América do Norte, Sul da Europa, Índia Central e Norte da China em respectivamente, 23,73%, 4,24%, 1,56% e 14,76% entre 2061 e 2070 no cenário de alta emissão. Em cidades específicas, projeções nos cenários das mudanças climáticas mostram aumento ainda maiores, Diniz *et al.* (2020) mostram que as ondas de calor aumentarão em 1238% até o final do século na Região Metropolitana de São Paulo, considerando o cenário RCP8.5.

Com o aumento observado de ondas de calor em diferentes regiões do mundo, estudos associados as ondas de calor também têm aumentado substancialmente ao longo dos anos, principalmente em cenários de mudanças climáticas (MARX *et al.*, 2021). A Figura 2.13 apresenta o número de publicações por ano no mundo associado às ondas de calor a partir de 1990.

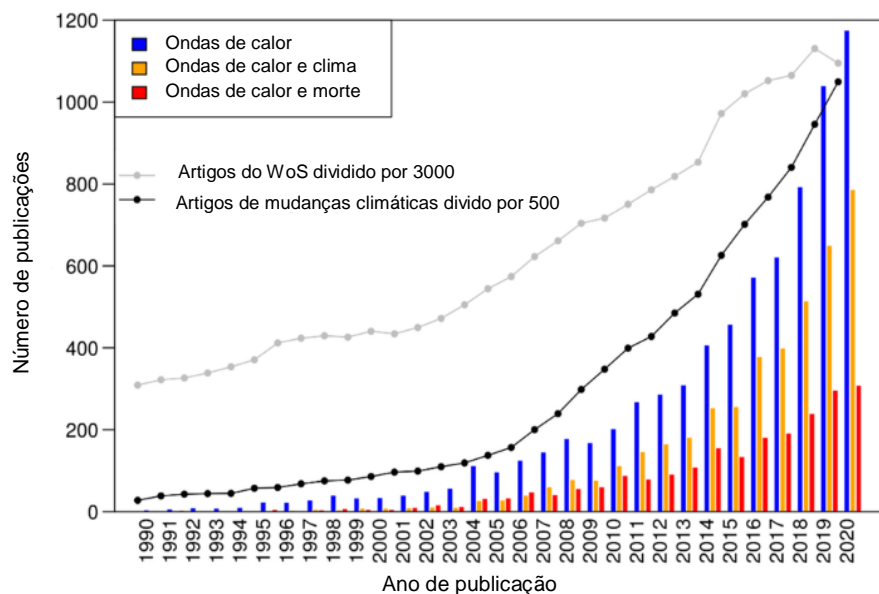


Figura 2.13 – Evolução temporal do número total de publicações sobre ondas de calor, publicações sobre ondas de calor relacionadas às mudanças climáticas e publicações sobre ondas de calor relacionadas à mortalidade, cada uma entre 1990 e 2020. Para comparação, o número total de publicações (reduzidas) em o campo de pesquisa sobre mudanças climáticas e o número total de publicações cobertas pelo banco de dados WoS (reduzida também) estão incluídos. Fonte: (MARX *et al.*, 2021).

Os Estados Unidos têm liderado o número de artigos sobre os impactos das ondas de calor, representando 26% (2081 artigos) de todos os artigos sobre ondas de calor publicados no mundo, em segundo lugar está a Austrália com 12,8% de artigos sobre ondas de calor entre todos os países (MARX *et al.*, 2021). O Brasil possui apenas 1,4% (106 artigos) dos artigos sobre ondas de calor e ocupa o penúltimo lugar na lista de países que possuem artigos publicados sobre o tema (26 países ao todo) (MARX *et al.*, 2021). Considerando que o número de artigos apresentado é de um período de 30 anos, o Brasil publica em média 3,5 artigos por ano sobre ondas de calor, um número considerado baixo, tomando como base as projeções destes eventos para o Brasil nos próximos anos.

2.7 ONDAS DE CALOR E SAÚDE

É amplamente aceito que o aumento da exposição ao calor tem um efeito prejudicial na saúde humana, resultando em aumento da mortalidade e morbidade em uma variedade de localizações geográficas. (CAMPBELL *et al.*, 2018). De acordo com a Organização Mundial da Saúde (OMS) mais de 166 mil pessoas morreram devido às ondas de calor de 1998 a 2017, incluindo as mais de 70 mil mortes ocasionadas pela onda de calor que ocorreu em 2003 na Europa. O estudo de Xu *et al.* (2016) mostrou que as ondas de calor aumentam significativamente a mortalidade total através do globo, e que os efeitos dependem da definição utilizada para ondas de calor.

Um estudo em mais de 130 países na China mostrou que as ondas de calor aumentam o risco de morte total não acidental em 15,7% em comparação com períodos sem ondas de calor, e o risco de morte cardiovascular aumenta em 22,0% (SUN *et al.*, 2020). Gasparrini e Armstrong (2011) mostraram em um estudo com mais de 108 comunidades nos Estados Unidos que o efeito principal das ondas de calor (aumento da temperatura) é o principal responsável pelo aumento da mortalidade geral no país entre 4,9%-8,0%. As cidades de Brisbane e Melbourne apresentam risco de mortalidade associado às ondas de calor de 1,40 (IC95% 1,29 a 1,51) e 1,47 (IC95% 1,36 a 1,59), respectivamente (TONG *et al.*, 2014). As ondas de calor que ocorrem no Mediterrâneo têm um impacto no aumento da mortalidade total em 21,8%, já as que ocorrem nas cidades do Norte Continental geram um aumento de 12,4% (D'IPPOLITI *et al.*, 2010). O estudo de Mazdiyasn *et al.* (2017) mostrou que durante o período de 1960 a 2009 a probabilidade de mortes associadas às ondas de calor na Índia aumentou 146%. Por fim

o estudo de larga escala de Vicedo-Cabrera *et al.* (2021) encontrou que 37% das mortes no mundo estão associadas às ondas de calor na estação quente e que estas estão diretamente associadas ao aquecimento global.

Os dias consecutivos com temperaturas elevadas durante o dia, acompanhados de temperaturas elevadas durante a noite, combinados também com a baixa ou alta umidade do ar e aumento da poluição do ar geram um aumento da mortalidade no mundo (MARTO, 2005). A principal causa de morte diretamente ligada às ondas de calor é o golpe de calor¹. Contudo, as ondas de calor podem gerar aumento na mortalidade por todas as causas, principalmente por doença respiratória e cardiovascular (MARTO, 2005).

Estudos epidemiológicos mostram que existem grupos mais susceptíveis a mortalidade associada às ondas de calor, sendo eles: idosos acima de 65 anos; crianças abaixo de 1 ano; doença crônica; doença psiquiátrica; medicamentos; alcoolismo; falta de autonomia física e psíquica; isolamento social; estratos socioeconômicos mais baixos; ausência de ar condicionado e residentes de áreas urbanas (MARTO, 2005).

A população residente em área urbana é mais sensível aos efeitos das ondas de calor devido ao efeito de ilha de calor urbano, provocado pelos prédios e asfaltos na cidade. A temperatura em cidades urbanas é mais elevada do que em áreas rurais (MARTO, 2005). Pessoas com condições socioeconômicas baixas também são vulneráveis ao calor, provavelmente pela baixa qualidade habitacional, ausência de ar condicionado e acesso precário ao sistema de saúde. Comportamentos individuais como alcoolismo, medicação e atividade física intensa podem interferir na termorregulação, seja aumentando a temperatura corporal ou aumentando a rapidez para atingir o pico de desidratação (MARTO, 2005).

2.7.1 TERMORREGULAÇÃO HUMANA

A temperatura corporal consiste na produção de calor e nos mecanismos responsáveis para regulação e manutenção da temperatura interna (HOUDAS & RING, 1982). Os seres humanos são seres homeotérmicos e endotérmicos, isto significa que possuem uma temperatura corporal de estabilidade e que essa temperatura é mantida pelo próprio metabolismo. Aves e

¹O golpe de calor é caracterizado como uma emergência médica devido a uma súbita hipertermia (temperatura corporal acima de 40°C), além de uma disfunção neurológica central (MARTO, 2005).

mamíferos conseguem gerar calor metabólico através de processos químicos que possibilitam a sobrevivência celular e liberam energia, proveniente da queima de carboidratos, gordura e proteínas (HOUDAS & RING, 1982). O metabolismo possibilita o ser humano manter a sua temperatura interna em aproximadamente 37°C, contudo alguns fatores podem contribuir para a variação desta temperatura corporal em alguns poucos graus, fazendo com que o sistema termorregulatório entre em ação para que a temperatura do corpo volte a sua temperatura de estabilidade (VOGELAERE & PEREIRA, 2005). Os principais fatores que afetam a temperatura corporal são: 1) Doenças febris; 2) Atividade Física; 3) Idade; 4) Temperatura ambiente; 5) Sono; 6) Menstruação; 7) Emoção e; 8) Período do dia (HOUDAS & RING, 1982).

A realização de alguma atividade física extenuante ou um grande aumento da temperatura ambiente, pode fazer com que a temperatura corporal se eleve até os 40°C. Já quando o ser humano está exposto a temperaturas muito baixas (abaixo de 0°C) por um tempo muito prolongado, a sua temperatura corporal pode chegar a valores abaixo de 36°C (HOUDAS & RING, 1982). Os valores de temperatura corporal interna entre 36 e 40°C constituem o intervalo em que as variações fisiológicas são consideradas normais, abaixo ou acima deste intervalo o ser humano pode sofrer lesões cerebrais e até mesmo vir a óbito (HOUDAS & RING, 1982). A Figura 2.14 apresenta como a temperatura interna varia com o aumento da temperatura do ar e aumento do metabolismo. Nota-se que apesar da variação ser pequena, uma temperatura externa elevada contribui para o aumento da temperatura interna do indivíduo.

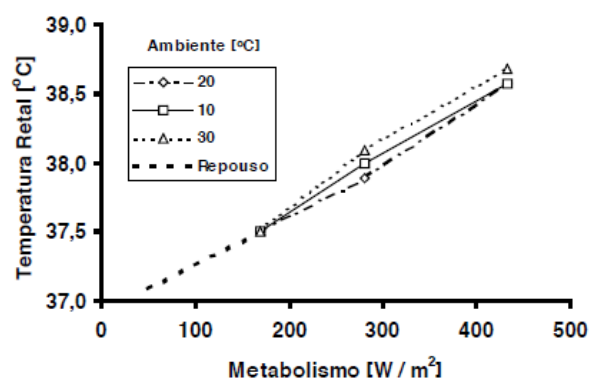


Figura 2.14 – Temperatura retal em relação ao metabolismo e temperatura ambiente. (Fonte: GUYTON, 1992)

Como é possível observar na Figura 2.14 a temperatura corporal interna varia muito com o metabolismo. A taxa metabólica do ser humano vai depender do tipo de atividade que o

mesmo está desempenhando, o tipo de roupa que está usando, alimentação, entre outros. A Tabela 2.1 apresenta exemplos de atividades que podem ser realizadas e o valor da taxa metabólica (BRASIL, 1978).

Tabela 2.1 – Taxa metabólica por tipo de atividade

Atividade	Calor gerado (W/m²)
<i>Repouso</i>	
Dormindo	41
Sentado, quieto	58
Em pé, relaxado	70
<i>Andando (no plano)</i>	
3,2 km/h	116
4,8 km/h	151
6,4 km/h	221
<i>Atividades de escritório</i>	
Escrevendo	58
Digitando	65
Andando	100
<i>Dirigindo ou pilotando</i>	
Carro	58-115
Avião, rotina	70
Avião, combate	140
Veículo pesado	186
<i>Trabalho doméstico</i>	
Lavando pratos	93
Cozinhando	93-116
Limpando	116-198
<i>Atividades ocupacionais</i>	
Trabalho com máquinas	116-233
Fundição	186-314
Carpintaria	105-372

(Fonte: BRASIL, 1978)

Quando a temperatura ambiente está na zona de neutralidade, isto é, o sujeito está em conforto térmico, os mecanismos de termorregulação seja de produção ou perda de calor permanecem inativos (VOGELAERE & PEREIRA, 2005). Os mecanismos de termorregulação somente passam agir quando a temperatura ambiente está abaixo da temperatura crítica inferior (zona de estresse por frio) ou quando a temperatura ambiente está acima da temperatura crítica superior (zona de estresse por calor) (HOUDAS & RING, 1982). Em condições de frio extremo o sistema termorregulatório possui um mecanismo principal para elevação da temperatura corporal até o nível de estabilidade, que é a vasoconstrição (contração dos vasos sanguíneos). Quando o ser humano está exposto ao calor extremo, como é o caso das ondas de calor, o sistema termorregulatório possui dois mecanismos responsáveis para reduzir a temperatura

corporal que são a vasodilatação periférica (dilatação dos vasos sanguíneos) e a sudação. A Figura 2.15 apresenta como os mecanismos de redução da temperatura corporal agem durante o processo de termorregulação em uma condição de exposição ao calor.

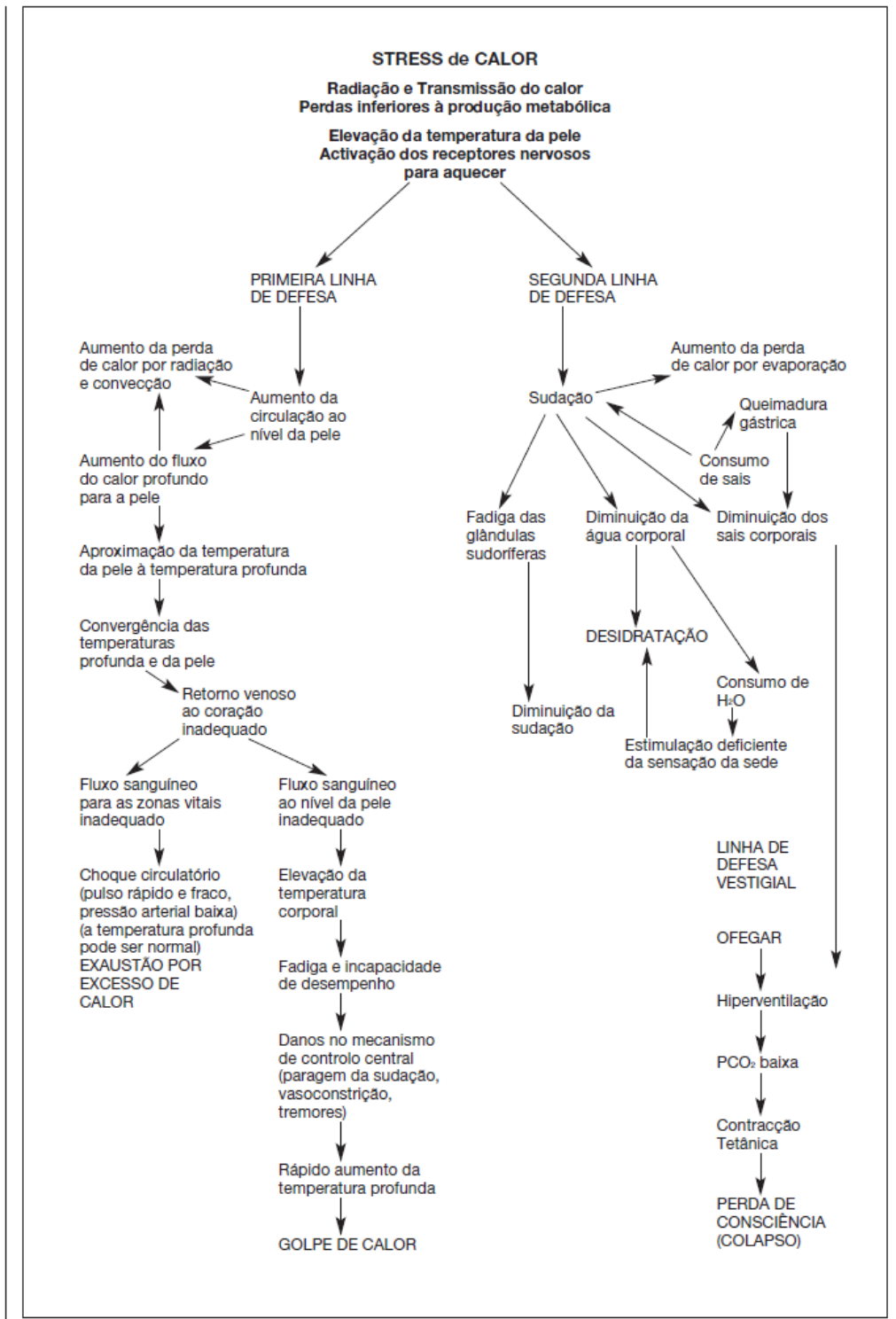


Figura 2.15 – Fluxograma dos mecanismos reguladores da temperatura corporal em uma condição de estresse ao calor. (Fonte: VOGELAERE & PEREIRA 2005).

Os mecanismos fisiológicos da termorregulação são inicialmente gerados pelo hipotálamo, com efeitos principalmente no déficit de água no corpo humano e no sistema cardiovascular e respiratório (HOUDAS & RING, 1982). A exposição às ondas de calor ativa o mecanismo de aumento da vasodilatação periférica, da qual provoca um aumento significativo do fluxo de sangue à pele. Desta forma, a exposição ao calor extremo representa uma carga extra na circulação sanguínea. Neste processo, a frequência cardíaca fica aumentada para que o tempo de circulação do sangue seja mais curto, todavia o volume de expulsão sistólico fica diminuído. Portanto, durante temperatura ambiente elevada o processo de exaustão devido ao calor acontece de forma mais precoce, uma vez que o sangue além de transportar oxigênio, também deve servir como um fluido refrescante (HOUDAS & RING, 1982).

O mecanismo de sudação umedece a pele do corpo humano e permite seu arrefecimento através dos processos de evaporação, diminuindo assim a temperatura corporal (HOUDAS & RING, 1982). Esse mecanismo gera um déficit de água no corpo, uma vez que liberação de suor pode alcançar valores entre 2 a 3 litros de água por hora (VOGELAERE & PEREIRA, 2005). Para compensar a perda de água pelo suor, outros mecanismos são ativados durante o processo de termorregulação, como a liberação do hormônio antidiurético (ADH), que reduz a produção de urina e a retenção de sódio (Na⁺) (VOGELAERE & PEREIRA 2005).

A exaustão por excesso de calor é caracterizada por uma rápida diminuição da expulsão sistólica, na qual reduz o bombeamento de sangue ao cérebro. Nesta fase, o ser humano passa a sentir náuseas e vertigens. Grande parte da água liberada pelo processo de sudação advém dos 5 litros de sangue que circulam pelo corpo. Caso a perda desta água não seja compensada, o sujeito pode vir a óbito por desidratação (HOUDAS & RING, 1982).

Como mencionado anteriormente o metabolismo varia em condições de descanso ou exercício e isso afeta os efeitos da exposição do indivíduo ao calor. Os níveis de estresse ao calor podem ser afetados em condições de exposição total do corpo a temperaturas elevadas com umidade relativa muito baixa ou umidade relativa muito alta. Uma outra condição que afeta os níveis de estresse ao calor é o trabalho físico parcial ou total, com ou sem roupa. Desta forma, quando a capacidade do corpo para liberar e dissipar calor é ultrapassada o sujeito entra em estresse de calor. Dependendo das condições de exposição ao calor mencionadas, os níveis de estresse térmico podem ser baixos ou altos, sendo assim se o estresse ao calor for baixo, pode gerar desconforto e cansaço no indivíduo, níveis um pouco mais elevados podem afetar o desempenho do mesmo, já níveis de estresse muito elevados, nos quais ultrapassam o índice de tolerância do calor são extremamente perigosos à saúde (VOGELAERE & PEREIRA, 2005).

2.7.2 O CALOR E O IDOSO

A termorregulação nos idosos não age de forma tão eficiente quanto nas demais faixas etárias, devido a senescência (envelhecimento natural). Com o passar do tempo o corpo humano vai sofrendo mudanças graduais e inevitáveis relacionadas a idade e essas mudanças influenciam a funcionalidade de órgãos e sistemas (CIOSAK *et al.*, 2011). O indivíduo começa a envelhecer ao nascer, entretanto, considerando as alterações funcionais e estruturais devido ao envelhecimento, estas só aparecem a partir da terceira década de vida (CIOSAK *et al.*, 2011). A partir da quarta década, o ser humano perde aproximadamente 1% ao ano das funções dos diferentes sistemas orgânicos. Contudo, cada sujeito envelhece ao seu modo, dependendo do sexo, origem, lugar que vive, experiências de vida, aptidões, alimentação inadequada, exposição ao estresse e tabagismo, tudo isso pode contribuir para a qualidade do envelhecimento (CIOSAK *et al.*, 2011).

De acordo com o estatuto brasileiro do idoso, consideram-se idosas pessoas com idade a partir de 60 anos. O idoso possui o sistema termorregulatório desgastado devido ao tempo e por isso, possui uma capacidade de ajustamento fisiológica reduzida (PEREIRA, 2005). Sendo assim, a resposta do idoso às altas temperaturas é mais lenta do que em pessoas mais jovens. O mecanismo de sudorese é mais tardio nessa população, assim como o tempo de recuperação para a temperatura corporal voltar a estabilidade (HOUDAS & RING, 1982). Os idosos agem ao calor com mais fluxo de sangue periférico, contudo a capacidade máxima deles é inferior e estão mais sujeitos a sofrer o golpe de calor mais cedo (VOGELAERE & PEREIRA, 2005). Por serem aptos para superar o aumento da viscosidade sanguínea, também estão mais propensos a sofrer acidentes cardiovasculares (HOUDAS & RING, 1982).

Estas condições fisiológicas podem explicar o aumento da mortalidade de idosos durante períodos de ondas de calor em diferentes regiões do mundo. Os idosos têm uma incapacidade de se adaptar ao estresse térmico e, portanto, chegam a óbito mais rápido do que a população em geral, principalmente por doenças cardiorrespiratórias (VOGELAERE & PEREIRA, 2005). Diniz *et al.* (2020) mostraram que os efeitos principais das ondas de calor (aumento da temperatura) são a principal causa de mortalidade de idosos na Região Metropolitana de São Paulo, aumentando em 15% os óbitos de idosos do gênero feminino e em 4% do gênero masculino por doenças cardiovasculares e 26% do gênero feminino e 3% do gênero masculino por doenças respiratórias. De acordo com o mesmo estudo, o número de

óbitos de idosos associados às ondas de calor no futuro devem aumentar em 4900% por doenças cardiovasculares no pior cenário das mudanças climáticas e 3000% por doenças respiratórias.

As doenças do sistema circulatório e do sistema respiratório são doenças vulneráveis ao calor, uma vez que o sistema termorregulatório depende da boa funcionalidade deste para agir de forma eficiente. Se por alguma razão, seja ela por senescência ou senilidade (doença) os sistemas cardiovascular e respiratório não estiverem funcionando de forma eficiente para redução da temperatura corporal o indivíduo pode atingir o golpe de calor mais rápido (PEREIRA, 2005). Os idosos são fatores de risco para doenças cardiovasculares e respiratórias devido a senescência destes sistemas ao longo do tempo e, portanto, estão mais propensos a desencadear alguma doença cardiorrespiratória, podendo agravar a funcionalidade da termorregulação durante períodos quentes (MARTO, 2005).

2.7.2.1 Doenças cardiovasculares (DCV)

As doenças cardiovasculares são todas as alterações patológicas que afetam o sistema circulatório, ou seja, o coração e os vasos sanguíneos (artérias, veias e vasos capilares). Existem dois tipos de doenças mais preocupantes que afetam o sistema circulatório, que são aquelas que afetam as artérias do coração (coronarianas) e as que afetam as artérias do cérebro. Quase todas essas doenças são provocadas por aterosclerose (depósito de placas de gorduras e cálcio no interior das artérias que dificultam a circulação sanguínea nos órgãos e podem mesmo chegar a impedi-la). Um exemplo de aterosclerose nas artérias coronarianas é o infarto do miocárdio, já de aterosclerose nas artérias do cérebro é o AVC. A Tabela 2.2 apresenta a Classificação Internacional de Doenças (CID10) de doenças do sistema circulatório (I00-I99).

Tabela 2.2 – Categorias de doenças do sistema circulatório (I00-I99)

Código	Grupo
I00-I02	Febre reumática aguda
I05-I09	Doenças reumáticas crônicas do coração
I10-I15	Doenças hipertensivas
I20-I25	Doenças isquêmicas do coração
I26-I28	Doenças cardíaca pulmonar e da circulação pulmonar
I30-I52	Outras formas de doença do coração
I60-I69	Doenças cerebrovasculares
I70-I79	Doenças das artérias, das arteríolas e dos capilares
I80-I89	Doenças das veias, dos vasos linfáticos e dos gânglios linfáticos, não classificadas em outra parte
I95-I99	Outros transtornos, e os não especificados do aparelho circulatório

De acordo com Mansur *et al.* (2012) 27,7% dos óbitos no Brasil são devido as doenças cardiovasculares, sendo considerada a principal causa de morte no país. Apesar de ao longo dos anos a mortalidade por essa causa esteja diminuindo, o contrário é observado para a morbidade por DCV. Em 2014, 10,1% das internações no país foram causadas por doenças cardiovasculares e deste percentual 57,2% foram de idosos com 60 anos ou mais (OMS, 2016). Existem alguns fatores de risco para doenças cardiovasculares que podem ser citados. Estes fatores são divididos em dois grupos, os fatores não modificáveis (que são aqueles que não dependem da mudança de comportamento individual) e os fatores modificáveis (que são aqueles que podem ser modificados, mudando atitudes e comportamentos no dia a dia).

- **Fatores não modificáveis:** gênero, idade e genética.
- **Fatores modificáveis:** diabetes, colesterol, pressão alta, obesidade, tabagismo, álcool e sedentarismo.

A Tabela 2.3 mostra as alterações no sistema circulatório causadas pela idade (senescência) e aquelas causadas por doenças cardiovasculares (selinidade). Devido as mudanças relacionadas à idade os idosos são os principais fatores de risco para adquirir alguma doença cardiovascular.

Tabela 2.3 – Alterações no sistema circulatório associados à idade e à doenças cardiovasculares.

Alterações	Mudanças relacionadas à idade	Doença cardiovascular
Vasculatura	Espessamento intimal, enrijecimento arterial, pressão de pulso aumentada, velocidade de onda de pulso aumentada, vasodilatação mediada pelo endotélio diminuída.	Hipertensão sistólica, obstrução arterial coronariana, obstrução arterial periférica, obstrução arterial carotídea.
Átrios	Aumento do átrio esquerdo, complexos prematuros atriais.	Fibrilação atrial
Nó sinusal	Frequência cardíaca máxima diminuída, variabilidade dos batimentos cardíacos diminuída.	Disfunção do nó sinusal, doença do nó sinusal
Nó átrio ventricular	Tempo de condução aumentado	Bloqueio tipo II, BAVT
Valvas	Esclerose, calcificação.	Estenose, regurgitação.
Ventrículo	Tensão de parede ventricular esquerda aumentada, contração miocárdica prolongada, taxa de enchimento diastólico precoce prolongada, débito cardíaco máximo diminuído, bloqueio de ramo direito, complexos ventriculares prematuros.	Hipertrofia ventricular esquerda, insuficiência cardíaca (com ou sem função sistólica preservada), taquicardia ventricular, fibrilação ventricular.

Fonte: (OLIVEIRA *et al.*, 2010)

Estudos epidemiológicos mostram que as doenças cardiovasculares no Brasil se agravam com o envelhecimento, afetando principalmente idosos acima de 60 anos (OLIVEIRA, *et al.*, 2010). De acordo com Massa *et al.* (2019) mulheres idosas apresentam um fator de risco de 6% a mais do que em relação aos homens em ter doenças cardiovasculares. O fator de risco aumenta com o envelhecimento, sendo que em idosos com 80 anos ou mais o risco é 2,91 vezes

maior do que nas demais faixas etárias (MASSA *et al.*, 2019). O sobrepeso nos idosos representa um fator de risco de 57% para doenças cardiovasculares (MASSA *et al.*, 2019). A diabetes em idosos apresenta um fator de risco de 90% para obtenção de doenças cardiovasculares. Já a hipertensão é o maior fator de risco não modificável entre os idosos. Idosos que possuem hipertensão tem um risco aumentado de 2,2 vezes de ter alguma doença cardiovascular em relação aos idosos que não possuem hipertensão (MASSA *et al.*, 2019).

2.7.2.2 Doenças respiratórias (DRSP)

As doenças respiratórias são aquelas que atingem os órgãos do sistema respiratório como, pulmões, boca, laringe, faringe, fossas nasais, brônquios, traqueias, diafragma, bronquíolos e alvéolos pulmonares. Centenas de milhões de pessoas no mundo sofrem dessas doenças. De acordo com a OMS cerca de quatro milhões de pessoas podem ter morrido por doenças respiratórias no mundo em 2005 e a projeções são de aumento considerável de mortes no futuro (OMS, 2010). As doenças respiratórias mais comuns são bronquite, rinite, sinusite, gripe e asma. A rinite é doença de maior prevalência entre as doenças respiratórias crônicas no mundo, acometendo entre 20 a 25% da população geral (OMS, 2010). A Tabela 2.4 apresenta as categorias de doenças do sistema respiratório (J00-J99) pertencentes ao CID10.

Tabela 2.4 – Categoria de doenças do sistema respiratório (J00-J99)

Código	Grupo
J00-J06	Infecções agudas das vias aéreas superiores
J09-J18	Influenza [gripe] e pneumonia
J20-J22	Outras infecções agudas das vias aéreas inferiores
J30-J39	Outras doenças das vias aéreas superiores
J40-J47	Doenças crônicas das vias aéreas inferiores
J60-J70	Doenças pulmonares devidas a agentes externos
J80-J84	Outras doenças respiratórias que afetam principalmente o interstício
J85-J86	Afecções necróticas e supurativas das vias aéreas inferiores
J90-J94	Outras doenças da pleura
J95-J99	Outras doenças do aparelho respiratório

A doença respiratória de maior preocupação no mundo para a saúde pública é a influenza, pois é um vírus facilmente transmissível e com grande capacidade mutagênica, causando mortalidade e morbidade principalmente em idosos e crianças (TOMBOLATO *et al.*,

2021). Muitos fatores podem influenciar na incidência de doenças respiratórias e assim como as doenças cardiovasculares estes fatores podem ser não modificáveis e modificáveis.

- **Fatores não modificáveis:** gênero, idade e genética
- **Fatores modificáveis:** tabagismo, sedentarismo, poluição do ar (gases e partículas), pólenes, poeira, ácaros, fungos, pelos de animais e pelos de roupa e cobertores.

As crianças e os idosos são mais susceptíveis às doenças respiratórias devido a estrutura e funcionalidade dos órgãos respiratórios nesta população. Nos idosos, como comentado anteriormente, o envelhecimento natural causa redução da funcionalidade deste sistema. O envelhecimento provoca a diminuição do fluxo de troca gasosa; diminuição nas medidas de função pulmonar como capacidade vital; enfraquecimento dos músculos respiratórios; declínio na eficácia dos mecanismos de defesa pulmonar e a incapacidade dos idosos em realizar atividades físicas intensas (FRANCISCO *et al.*, 2006).

O Sistema de Informações sobre Mortalidades (SIM/SUS) mostra que a mortalidade por doenças respiratórias no Brasil de idosos a partir 60 anos vêm aumentando nas últimas décadas (FRANCISCO *et al.*, 2006). Francisco *et al.* (2006) mostraram que a prevalência de doenças respiratórias é 13% maior em mulheres idosas do que em homens idosos. Assim como nas doenças cardiovasculares, idosos acima de 80 anos são um maior fator de risco para doenças respiratórias (23%) em relação a faixa etária de 60 a 69 anos (FRANCISCO *et al.*, 2006). O tabagismo aumenta o risco de idosos adquirirem doenças respiratórias em 105% (Francisco *et al.*, 2006). Já o IMC baixo aumenta o risco de idosos para doenças respiratórias em 41% (FRANCISCO *et al.*, 2006).

A poluição do ar também é muito estudada como um grande fator de risco para mortalidade de idosos por doenças respiratórias no Brasil. De acordo com o estudo de Diniz *et al.* (2019) as condições sinóticas durante ondas de calor no Brasil favorecem o aumento das queimadas e poluição do ar, aumentando o risco de mortalidade de idosos por esta causa de doença.

2.8 O ENVELHECIMENTO DA POPULAÇÃO BRASILEIRA

O processo de urbanização e industrialização ao longo do século XX contribuiu para a transição demográfica brasileira, da qual é reflexo das transformações sociais e econômicas da sociedade (JUNIOR *et al.*, 2006). Apesar das diferenças entre os papéis do homem e da mulher

na sociedade ainda existirem, as transformações sociais ao longo do século XX possibilitaram à mulher maior autonomia do seu próprio corpo e ganhos sociais e econômicos dentro da sociedade. As transformações sociais das mulheres, como o trabalho fora de casa e o aumento da escolaridade, fizeram com que houvesse um declínio da taxa de fecundidade nas últimas décadas no Brasil (IBGE, 2010).

A chamada transição da fecundidade consiste em passar de um elevado número de nascimentos por mulher para níveis bem baixos comparado com o início da transição. A taxa de fecundidade atingia níveis muito elevados até inícios dos anos 40 e em um período de 20 anos estes níveis permaneceram estáveis, e desde então começou a cair aceleradamente até os dias atuais. Em 1960 a taxa de fecundidade era em média superior a 6 filhos por mulher, até o ano de 2010 esse número caiu para 2 filhos por mulher (CARVALHO, 1995; FLORES, 2015).

Além da redução da taxa de fecundidade, a taxa de mortalidade da população brasileira também vem diminuindo ao longo dos anos, aumentando a expectativa de vida da população. Entre 1920 e 1940 a taxa de mortalidade no Brasil diminuiu 60% (JUNIOR *et al.*, 2006). A partir dos anos 50 o Brasil apresentou uma grande mudança no padrão de causa de morte, e esta mudança é conhecida como Transição Epidemiológica². As causas de morte por doenças infecciosas que antes eram predominantes passaram a perder espaço para doenças relacionadas ao envelhecimento, como câncer e doenças cardiorrespiratórias (JUNIOR *et al.*, 2006).

Campanhas de vacinação em massa, acompanhamento de pré-natal, exames médicos periódicos, saneamento básico e aumento da esperança de vida ao nascer fizeram com que a taxa de mortalidade da população diminuísse e a expectativa de vida aumentasse. A expectativa de vida em 1940 era de apenas 40 anos, em 2010 a expectativa de vida subiu para 72 anos, sendo cerca de 7,2 anos maiores em mulheres (FLORES, 2015). Sendo assim, a redução da fecundidade e taxa de mortalidade e aumento da expectativa de vida influenciaram diretamente na transformação da estrutura etária da população brasileira, gerando um aumento de indivíduos com mais de 60 anos (CIOSAK *et al.*, 2011). O aumento de idosos na população brasileira chega a representar mais de 10% da população em alguns estados do Brasil (JUNIOR *et al.*, 2006). O envelhecimento da população traz um grande impacto no sistema de saúde do país (CIOSAK *et al.*, 2011).

²Evolução progressiva de um perfil de alta mortalidade por doenças infecciosas para um outro onde predominam os óbitos por doenças cardiovasculares, neoplasias, causas externas (VANZELLA, 2019).

A população idosa vem aumentando nas últimas décadas no Brasil e transformando a pirâmide etária do país (IBGE, 2010). Em 1970 os jovens de 9 a 5 representavam 14% da população, diminuindo para 8,7% em 2010 (IBGE, 2010). A pirâmide etária nesta época era representada principalmente por crianças e jovens e apenas 3% da população representava pessoas com 60 anos ou mais. Em 2010 os idosos passaram a representar 6,8% da população total do país (FLORES, 2015). Estudos indicam que a população idosa vai continuar crescendo nos próximos anos e projeções mostram que até 2060 a pirâmide etária do país será o inverso do que é observado na atualidade. A proporção de idosos será mais elevada do que de crianças e adolescentes (FLORES, 2015). A Figura 2.16 apresenta as pirâmides etárias estimadas e projetadas para o Brasil em 2000, 2020, 2040 e 2060.

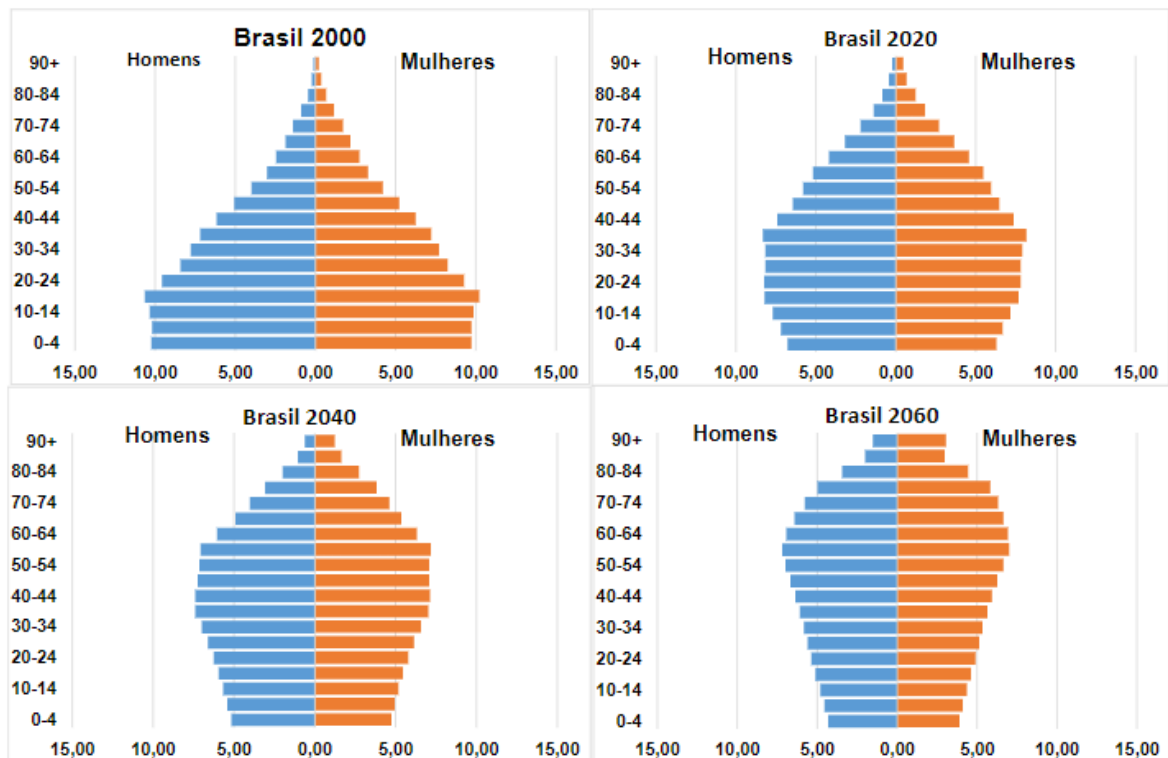


Figura 2.16 – Projeções da população do Brasil em 2000, 2020, 2040 e 2060. (Fonte: FLORES, 2015).

Sabendo que a população idosa é mais vulnerável ao calor, devido ao sistema termorregulatório mais fragilizado, o envelhecimento da população brasileira traz uma grande preocupação com o bem-estar e qualidade de vida da população idosa no Brasil nos próximos anos. Para que os efeitos do calor sejam minimizados nesta população no futuro, políticas

públicas devem pensar em projetos de mitigação para reduzir os impactos das mudanças climáticas no Brasil e projetos de adaptação para que haja uma mudança no comportamento da população desde já para que no futuro os idosos consigam ser mais resistentes ao calor (GUO *et al.*, 2018).

2.9 MITIGAÇÃO E ADAPTAÇÃO AO CLIMA

As mudanças climáticas podem causar diferentes impactos na sociedade, afetando as infraestruturas, economia e saúde da população (DIAS, 2014). Para combater ou reduzir os impactos das mudanças climáticas são necessárias ações de mitigação e adaptação ao clima a nível nacional e internacional (IPCC, 2014). A mitigação tem por objetivo encontrar meios sustentáveis para reduzir as emissões dos GEE e assim minimizar os impactos no futuro (IPCC, 2014). O IPCC aponta que mesmo que as emissões dos GEE sejam estabilizadas na atualidade, os GEE existentes na atmosfera hoje ainda afetarão o sistema climático no futuro. Por esta razão, além de ações de mitigação, processos adaptativos devem ser implementados para que os impactos das mudanças climáticas sejam minimizados ao máximo. O IPCC (2014) defini adaptação como:

Processo de ajuste de sistemas naturais e humanos ao comportamento do clima no presente e no futuro. Em sistemas humanos, a adaptação procura reduzir e evitar danos potenciais; ou explorar oportunidades benéficas advindas da mudança do clima. Em sistemas naturais, a intervenção humana busca apoiar o ajuste destes sistemas ao clima atual e futuro e seus efeitos (IPCC, 2014)

Para discutir medidas relacionadas as mudanças climáticas globais, representantes de 195 países se reúnem todo ano na chamada Conferência das Partes (COP), pertencente a Convenção-Quadro das Nações Unidas sobre Mudanças do Clima (da sigla em inglês, UNFCCC). Em 2015 foi assinado o Acordo de Paris para que as nações adotassem uma economia de baixo carbono até o final do século. O Acordo de Paris tem como objetivo limitar o aumento da temperatura média global a 1,5°C (OLIVEIRA, 2019). O Brasil foi um dos países que se comprometeu com o Acordo de Paris para reduzir as emissões dos GEE em 37% até 2025, comparando com as emissões observadas em 2005 (OLIVEIRA, 2019).

Para oficializar o compromisso do Brasil junto a UNFCCC, em 2008 o país cria a Política Nacional sobre Mudanças do Clima (PNMC) pela Lei n 12.187, com o objetivo de

garantir o desenvolvimento econômico e social de forma a contribuir com o sistema climático global (BRASIL, 2008). Para auxiliar no alcance das metas de reduzir os GEE, esta lei estabelece o desenvolvimento de planos setoriais de mitigação e adaptação pelo Ministério do Meio Ambiente do Brasil (MMA) (BRASIL, 2008). Além do PNMC, em 2016 o governo brasileiro elaborou o Plano Nacional de Adaptação à Mudança do Clima (PNA) que orienta ações e estratégias para promover a gestão e redução dos riscos associados às mudanças do clima em âmbito local, regional e nacional.

O MMA desenvolveu os planos setoriais de mitigação ao clima que também incluem planos de adaptação ao clima em diferentes regiões do país (BRASIL, 2010). Estratégias de adaptação envolvem a identificação dos impactos climáticos por meio de projeções do clima e a análise da vulnerabilidade de cidades e pessoas a esses possíveis impactos. Identificar impactos e vulnerabilidades permite promover planos de adaptação específicos voltados para cada setor sociedade.

Pensando no futuro da saúde da população brasileira, o Plano Setorial da Saúde para Mitigação e Adaptação ao Clima tem por objetivo estabelecer medidas de adaptação ao Sistema Único de Saúde (SUS) frente aos impactos climáticos, de forma a fortalecer os serviços de saúde e contribuir para a economia de baixo carbono nos serviços e produtos de saúde (BRASIL, 2010). Este plano é de suma importância para que a população tenha saúde de qualidade e todo equipamento e tratamento necessário para a sua sobrevivência. Para que o SUS consiga se adaptar ao clima futuro, quatro eixos de intervenção foram propostos:

- 1) **Vigilância em saúde:** ações para controlar os determinantes epidemiológicos associados ao clima; identificação de riscos e danos à saúde no território (BRASIL, 2009b)
- 2) **Atenção à saúde:** envolve o cuidado da saúde do ser humano, como tratamento médico adequado, proteção e reabilitação, com atenção especial aos grupos vulneráveis (BRASIL, 2010a).
- 3) **Promoção e educação em saúde:** políticas integradas que favoreçam a saúde; responsabilidade social com participação da sociedade e estimular a criação de ambientes saudáveis (BRASIL, 2010b).
- 4) **Pesquisa em saúde:** produção de evidências científicas no contexto de mudanças do clima e saúde.

2.9.1 CAPACIDADE ADAPTATIVA

Os projetos de adaptação das cidades e serviços de saúde ao clima tem por objetivo reduzir os impactos das mudanças climáticas, mas será que população tem a capacidade de se adaptar? A capacidade adaptativa é o potencial de mudar para um estado favorável frente aos impactos e riscos (WANG & AHMED, 2007). A pandemia da COVID-19 é um exemplo claro de como os indivíduos conseguem se adaptar. No caso da COVID-19 a população teve que mudar o seu cotidiano para sobreviver, como realizar distanciamento social, utilizar máscaras e aumentar a higienização pessoal (BASHKIREVA *et al.*, 2020). No caso da pandemia, a adaptação é considerada temporária, uma vez que já existem vacinas para o controle da doença e aos poucos a população poderá voltar ao seu “normal” (EMANUEL *et al.*, 2022). Ao contrário da pandemia, não há vacina para as mudanças climáticas e sim medidas de mitigação, que apesar de reduzirem os impactos não o eliminará completamente, por esse motivo a adaptação ao clima terá que fazer parte da vida da população para que de fato os riscos sejam minimizados.

Como mencionado o exemplo da COVID-19, a população tem a capacidade de se adaptar a condições inesperadas, entretanto, até que a adaptação consiga ser completamente atingida, milhares de pessoas podem sofrer com os impactos, inclusive vir à óbito. Esse processo é conhecido como seleção natural, isto é, os indivíduos que possuem maior capacidade adaptativa conseguem se adaptar e sobreviver as mudanças no meio em que vive e essa adaptação é então passada para as próximas gerações (SILVA & SANTOS, 2015).

De acordo com Guo *et al.* (2012) a população possui o potencial de se adaptar a alguns graus de temperatura e isso pode ser observado ao longo da história. As mudanças nas vestimentas são notáveis ao longo dos séculos, obviamente, as mudanças nas estruturas sociais também impactaram nas vestimentas da população, principalmente das mulheres ao longo dos anos, entretanto é nítido que com o passar do tempo as roupas deixaram de ser volumosas e quentes, como eram no século XVIII (Figura 2.16). De 1800 a 2020 a temperatura média global aumentou 1,1°C (IPCC, 2021), o que influenciou no vestuário do cotidiano da sociedade. As roupas impõem uma resistência térmica entre o corpo e o meio, chamada de “clo”, representando uma barreira entre as trocas de calor entre o corpo e o ambiente (CARDOSO, 2017). Quanto mais peças a roupa tiver e mais grossa for a roupa, maior resistência térmica ela impõe, e, portanto, influencia no aumento da temperatura corporal (CARDOSO, 2017).

As mudanças nas vestimentas mostram que a população conseguiu se adaptar ao aumento dos poucos graus na temperatura média global. O mesmo também é observado ao longo das estações do ano e também em diferentes localizações geográficas. Para que a população se sinta confortável termicamente, cada estação do ano e região possuem um determinado tipo de roupa considerado ideal para se manter confortável. Sendo assim, mudança na vestimenta é um método de adaptação simples e individual que garante o conforto térmico do indivíduo.



Figura 2.17 – Evolução das vestimentas de banho em mulheres de 1795 a 1974. Fonte (Redação AH, 2017)

Além das vestimentas, mudanças na alimentação também podem ser observadas com a mudança do clima. Países que possuem temperaturas muito baixas durante o inverno, como é o caso dos Estados Unidos, por exemplo, a população tem o costume de comer comidas pesadas, como ovos e bacon no café da manhã e sopas quentes durante a noite, influenciando o aumento da temperatura corporal e fazendo com essa população se mantenha confortável. Já em um clima quente, a população costuma comer comidas mais leves e refrescantes, como saladas, sopas frias e sorvete. Essas pequenas mudanças contribuem para uma mudança na fisiologia da população, garantindo a adaptação ao clima.

Guo *et al.* (2018) menciona que a gestão e o planejamento urbano das cidades são extremamente importantes para conseguir atingir a adaptação ao clima, como por exemplo, inserir áreas verdes na cidade, incentivar a construção verde e criar mais parques dentro da cidade. Mudanças na mobilidade urbana também influenciam a adaptação da população, o aumento de ciclovias para que a população aumente a utilização de bicicletas é extremamente importante e viável em termos de mitigação das emissões dos GEE, entretanto, com relação ao

conforto térmico em dias muito quentes, a prática de exercício físico ao ar livre pode aumentar a taxa metabólica dos indivíduos e fazer com que atinja o estresse térmico. Por essa razão, o aumento de frotas climatizadas é ainda o método adaptativo mais eficaz no controle do conforto térmico da população, principalmente nos mais vulneráveis (MARTO, 2005). A utilização de ar condicionado nas casas, comércios, ônibus e carros é ainda a maneira mais rápida de se adaptar ao aumento da temperatura (MARTO, 2005). É necessário que métodos adaptativos que utilizem energia renovável sejam pensados e que sejam introduzidos no mercado, garantindo o fácil acesso da população, para que enfim se tenha um método adaptativo eficaz e sustentável.

CAPÍTULO 3 – OBJETIVOS

Os objetivos desta tese de doutorado estão divididos em dois tópicos: Objetivos gerais que mostram o foco principal desta tese e os objetivos específicos que mostram cada fase necessária para obtenção dos resultados finais.

3.1 OBJETIVOS

Este estudo tem como objetivo quantificar a mortalidade da população idosa por doenças respiratórias e cardiovasculares, devido à ocorrência de ondas de calor durante o período quente e durante o período frio nas capitais dos 26 estados brasileiros e no Distrito Federal no presente (1996 a 2016) e fazer projeções, considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas para o futuro próximo (2030 a 2050) e para o futuro distante (2079 a 2099). Um aspecto importante desta pesquisa é a análise para diferentes hipóteses na estimativa das mortes atribuídas às ondas de calor, como a utilização de dois cenários de mudanças climáticas, três definições de ondas de calor (mudanças nos percentis) e condições de adaptação e não adaptação populacional ao clima futuro.

3.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

O objetivo geral desta pesquisa contempla as seguintes metas específicas a serem realizadas para a obtenção de resultados satisfatórios:

- Análises descritivas da mortalidade de idosos por doenças respiratórias e cardiovasculares no período do presente em cada uma das capitais dos estados brasileiros, incluindo também o Distrito Federal;
- Análises da população idosa e população total em cada uma das 27 cidades a serem estudadas (26 capitais e um distrito federal) no presente e fazer projeções da população idosa para o futuro próximo (2030 a 2050) e futuro distante (2079 a 2099);
- Análises descritivas da temperatura máxima no presente e das simulações climáticas para o futuro próximo e futuro distante nos cenários RCP4.5 e RCP8.5;

- Identificação das ondas de calor nos três períodos (presente, futuro próximo e futuro distante), considerando os percentis de 90, 95 e 98 para as 27 cidades nos cenários RCP4.5 e RCP8.5 para ambas as hipóteses de adaptação e não adaptação ao clima.
- Caracterização quantitativa das ondas de calor nas 27 cidades nos três períodos, para cada percentil de identificação das ondas de calor e cenários das mudanças climáticas no futuro, considerando os modelos climáticos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5.
- Modelagem e cálculo do risco relativo histórico de mortalidade de idosos por doenças respiratórias e cardiovasculares associadas às ondas de calor em cada uma das 27 cidades;
- Quantificar o número de mortes de idosos por ambas as doenças no presente, no futuro próximo e futuro distante para as 27 cidades a serem analisadas, considerando todas as hipóteses propostas acima, como em cada um dos três diferentes percentis de identificação das ondas de calor, em cada um dos dois cenários das mudanças climáticas (RCP4.5 e RCP8.5) e condições de adaptação e não adaptação ao clima futuro.

CAPÍTULO 4 – MATERIAIS E MÉTODOS

Este capítulo mostra todos os materiais e métodos utilizados para a execução desta tese e está dividido em quatro partes: em 4.1 é apresentada as características gerais das capitais brasileiras, como localização geográfica, clima, altitude e população. Em 4.2 é mostrado como foi feita a obtenção dos dados deste estudo para cada capital brasileira, como os dados de mortalidade por doenças respiratórias (DRSP) e cardiovasculares (DCV) dos idosos, dados demográficos e socioeconômicos e as variáveis meteorológicas observadas e projeções climáticas. Em 4.3 uma análise estatística descritiva detalhada é apresentada, mostrando como foram feitos os tratamentos dos dados do estudo, o agrupamento em períodos quentes e frios, o cálculo do Índice de Calor (IC) e identificação das ondas de calor. Em 4.4 a análise estatística inferencial é apresentada, como as correlações entre as variáveis meteorológicas e a mortalidade, ajuste do modelo estatístico para relacionar as ondas de calor e mortalidade, projeções das ondas de calor no futuro, projeções da população idosa e quantificação da mortalidade de idosos associadas às ondas de calor no futuro. Por último, em 4.5 é apresentado como foi feita a construção do Índice de Adaptação Urbana (UAI) para as capitais brasileiras.

4.1 CARACTERÍSTICAS GERAIS DA REGIÃO DE ESTUDO

O Brasil é o maior país da América do Sul com uma extensão territorial de 8.510.295,914 km² e uma população estimada de 200 milhões de habitantes (IBGE, 2010). O país está dividido em cinco regiões administrativas (Norte, Nordeste, Centro-Oeste, Sudeste e Sul) e possui 26 estados e capitais e um Distrito Federal. A Figura 4.1 representa o território brasileiro e a localização das 26 capitais, além do Distrito Federal.



Legenda

- Limite de Estado
- Limite do País
- Capital de Estado
- ★ Capital de País

Região

- Norte
- Nordeste
- Centro-Oeste
- Sul
- Sudeste

Figura 4.1 – Mapa do Brasil e seus estados e capitais. (Fonte: IBGE, 2010).

A Figura 4.2 apresenta a distribuição da população brasileira por sexo e grupo etário. A pirâmide etária em cada região do Brasil é semelhante ao que é observado no país inteiro (Figura 4.2), onde a população de crianças e jovens (5 a 29 anos) representa a maioria dos brasileiros. Os idosos na pirâmide atual são minoria, tendo a maior porcentagem os idosos entre 60 e 74 anos (IBGE, 2010). Os idosos acima de 100 anos representam 0,05% (24.236 pessoas) da

população total, a maior concentração de idosos dessa faixa etária encontra-se na região Nordeste (10.408) e região Sudeste do Brasil (8.128), onde a maioria são mulheres (IBGE, 2010).

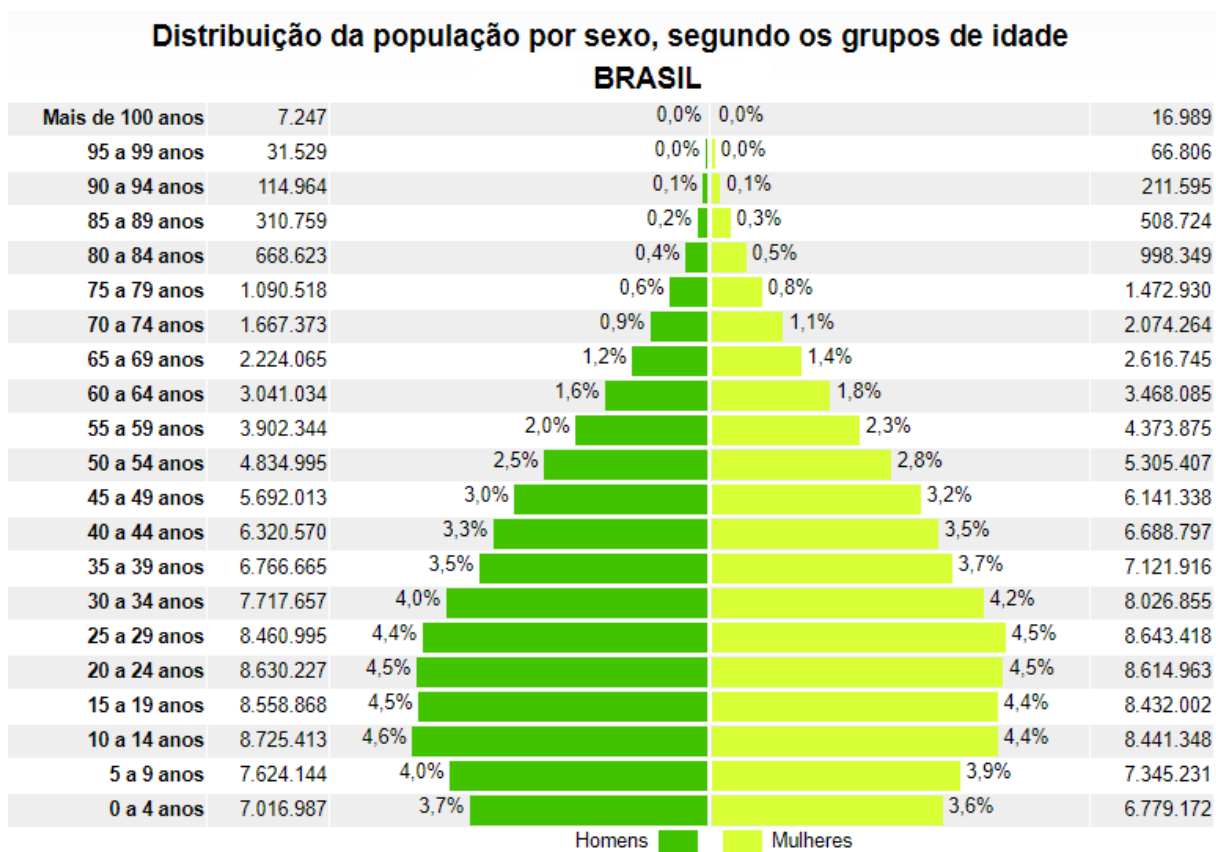


Figura 4.2 – Distribuição da população brasileira por faixa etária e sexo. A cor azul escura representa a população do gênero masculino e a cor azul claro representa a população do gênero feminino. (Fonte: IBGE, 2010)

As capitais brasileiras possuem características geográficas (como altitude, latitude, longitude e relevo), demográficas (população), urbanísticas (uso do solo), socioeconômicas (Índice de Desenvolvimento Humano (IDH)) e climáticas distintas uma das outras, o que faz com que algumas cidades sejam mais vulneráveis aos impactos climáticos, em particular a ocorrência de ondas de calor, do que outras.

O clima de uma determinada região pode variar de acordo com a localização geográfica (latitude), proximidade em relação ao oceano, altitude, relevo, uso da terra (urbanização e vegetação) e sistemas meteorológicos atuantes ao longo do ano (REBOITA *et al.*, 2010).

No próximo item, cada uma destas características será abordada de acordo com a região em questão.

4.1.1 REGIÃO NORTE

A região Norte do Brasil é a maior região em termos de área do país e as capitais dos seus estados são Manaus, Porto Velho, Rio Branco, Macapá, Boa Vista, Belém e Palmas. Apesar de pertencerem à uma região de grande extensão territorial, as capitais da região Norte são as menos populosas do Brasil e também possuem um dos números médios de IDH mais baixos do país (IBGE, 2010).

O clima a que essas capitais pertencem é o equatorial úmido, por estarem localizadas em latitudes mais baixas há alta incidência da radiação solar ao longo de todo ano, por isso a temperatura do ar varia pouco durante o ano, com média entre 26°C e 28°C (MARENGO & NOBRE, 2009). A umidade relativa também é elevada, pois em média 50% da água precipitada retorna à atmosfera por meio da evapotranspiração (MARENGO & NOBRE, 2009).

Abaixo seguem as características das capitais Rio Branco, Manaus, Macapá, Boa Vista, Porto Velho, Belém e Palmas que pertencem a região Norte do país.

4.1.1.1 Rio Branco – AC

Rio Branco é capital do estado do Acre e está localizado na latitude 9,96°S e longitude 67,80°O. A capital possui uma área de 8.834,942 km² e população total de 336.038 habitantes, sendo que a população idosa representa 7% desta população (IBGE, 2010). Rio Branco têm o menor Índice de Desenvolvimento Humano (IDH) da região Norte e o segundo menor do país (0,727). Da região Norte, Rio Branco é a terceira capital com maior arborização de vias públicas (13,8%) e tem 20,4% de urbanização das vias públicas. É a capital mais distante do oceano e está a 153 metros acima do nível do mar (IBGE, 2010).

A Figura 4.3 apresenta a normal climatológica (1981-2010) da temperatura média, máxima e mínima mensal e precipitação acumulada mensal.

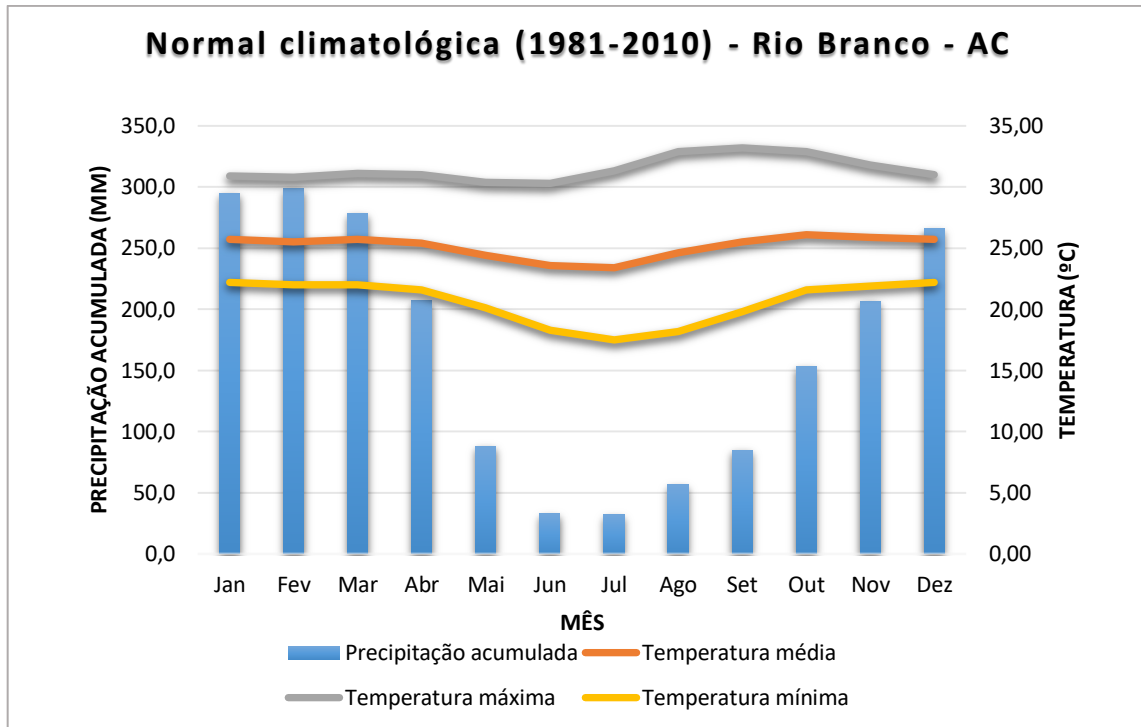


Figura 4.3 – Normal climatológica do Rio Branco –AC (1981-2010). Fonte: Elaborado pela autora a partir de dados do INMET.

A temperatura média na estação do verão em Rio Branco é de 25,6 °C, com precipitação acumulada média mensal de 285,8 mm (INMET, 2021). Já no inverno a temperatura média é mais amena com 23,8°C e precipitação acumulada média de 40,4 mm. As temperaturas máximas mais elevadas são observadas na estação da primavera com 32,6°C. A umidade relativa no verão é muito mais elevada (88,8%) do que no inverno (78,6%) devido a maior nebulosidade e precipitação nessa região nesta época do ano (INMET, 2021).

A Tabela 4.1 apresenta os extremos de temperatura máxima e mínima em Rio Branco de acordo com a estação meteorológica convencional de 1996 a 2020.

Tabela 4.1 – Temperatura máxima e mínima extrema de 1996 a 202

Extremos	Temperatura (°C)	Data
Máxima	39,2	24/09/2005
Mínima	9,1	25/07/2013

Fonte: Elaborado pela autora com dados do INMET (2021)

4.1.1.2 Manaus – AM

O estado do Amazonas é o maior estado em extensão territorial do país e tem como capital a cidade de Manaus. A capital está localizada na latitude 3,11°S e longitude 59,95°O e está a 92 metros acima do nível do mar, além disso possui uma extensão territorial de 11.401,092 km² (IBGE, 2010). Manaus é capital mais populosa da região Norte com 1.802.014 habitantes, tendo mais crianças de 0 a 9 do que a média nacional e sua população idosa representa 6,6% da sua população total. Possui o quarto maior IDH da região Norte (0,737) e o terceiro PIB per capita da região. Manaus também conta com 23,9% de arborização e 26,3% de urbanização das vias públicas (IBGE, 2010).

A Figura 4.4 apresenta a normal climatológica (1981-2010) da temperatura média mensal e precipitação acumulada mensal.

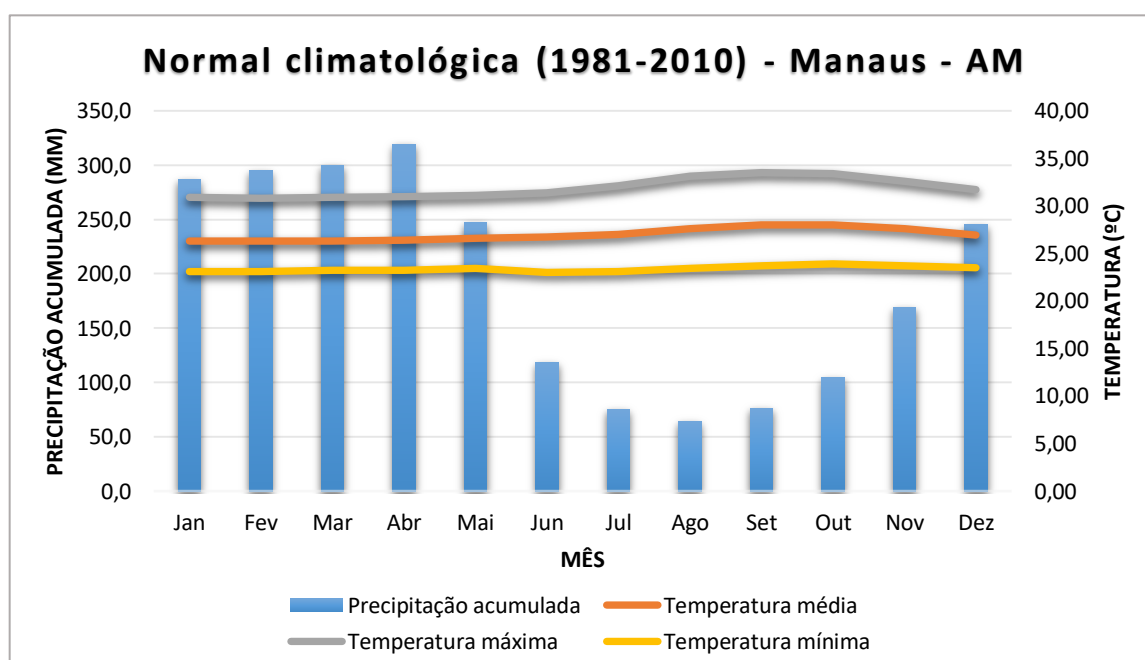


Figura 4.4 – Normal climatológica de Manaus –AM (1981-2010). Fonte: Elaborado pela autora a partir de dados do INMET.

Com uma vegetação densa, a capital é quase em sua totalidade coberta pela floresta amazônica. Devido à sua proximidade com a linha do Equador, Manaus tem temperaturas elevadas durante todo o ano e raramente massas de ar polar intensas atingem a cidade. O inverno amazônico que é o período chuvoso, compreende os meses de janeiro a abril, onde as

temperaturas são menos elevadas devido a menor incidência de radiação solar pela quantidade de nuvens. A temperatura média nesta época do ano é de 26,3°C com precipitação acumulada média mensal de 294 mm (INMET, 2021). Os meses com temperaturas mais elevadas são de agosto a outubro com temperatura média de 27,8°C. A umidade relativa é elevada durante o período chuvoso com 86% (INMET, 2021).

A Tabela 4.2 apresenta os extremos de temperatura máxima e mínima em Manaus de acordo com a estação meteorológica convencional de 1996 a 2020.

Tabela 4.2 – Temperatura máxima e mínima extremos de 1996 a 2020

Extremos	Temperatura (°C)	Data
Máxima	39,0	21/09/2015
Mínima	17,0	30/06/1996

Fonte:Elaborado pela autora com dados do INMET (2021)

4.1.1.3 Boa Vista – RR

Boa Vista, capital do estado de Roraima é a única capital brasileira que está localizada acima da linha do Equador (Hemisfério Norte) (2,81N e 60,65O). Com uma extensão territorial de 5.687,037 km² e 85,1 metros acima do nível do mar, Boa Vista é a segunda capital do país com a menor população total (284.313 habitantes) e sua população idosa representa apenas 5,6% desta população. Apesar de ter uma população pequena, possui o segundo maior IDH da região Norte (0,752). A capital de Roraima tem a terceira maior taxa de arborização de vias públicas da região (47,5%) e a menor de urbanização (4,3%) da região (IBGE, 2010).

A Figura 4.5 apresenta a normal climatológica (1981-2010) da temperatura média mensal e precipitação acumulada mensal.

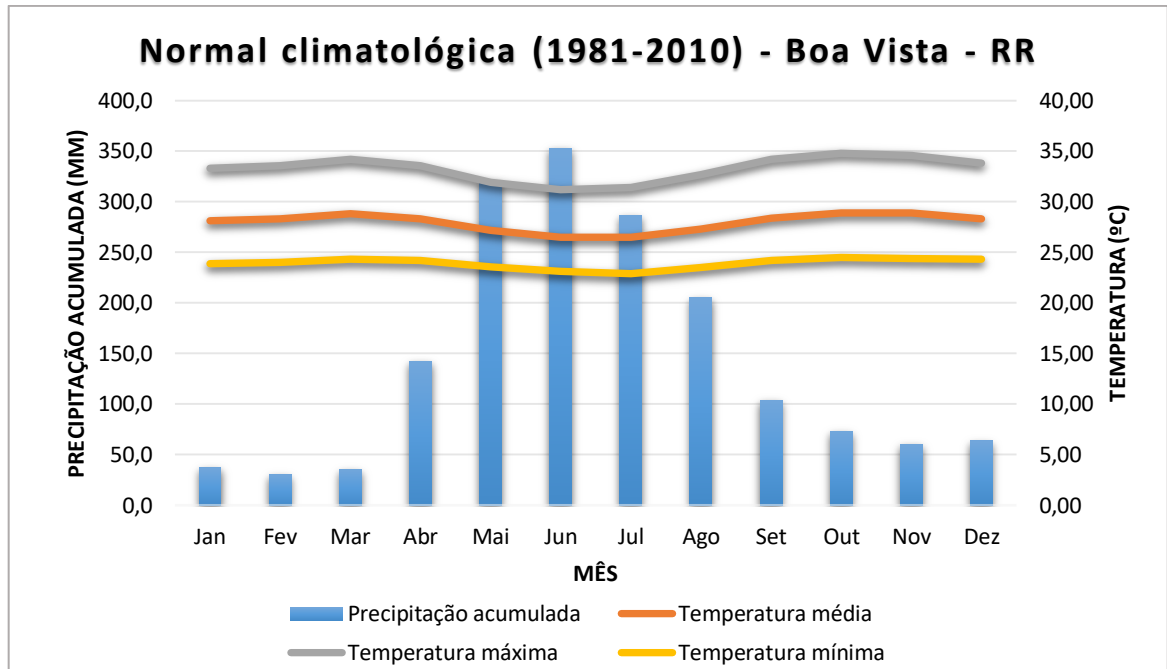


Figura 4.5 – Normal climatológica de Boa Vista – RR (1981-2010). Fonte: Elaborado pela autora a partir de dados do INMET.

Por estar localizada no extremo norte do país e na região Equatorial, Boa Vista tem uma variação pequena na temperatura ao longo do ano, de 2°C a 3°C entre os meses mais quentes e os meses mais frios. Assim como Manaus, os meses mais frios em Boa Vista estão associados com o período chuvoso na cidade, entretanto diferente de Manaus, o período chuvoso de Boa Vista compreende os meses de maio a julho com precipitação acumulada média por mês de 320 mm. Como Boa Vista está localizada no extremo norte do país, a precipitação nessa região é mais intensa quando a Zona de Convergência Intertropical (ZCIT)³ está localizada mais ao norte. Nesse período, a temperatura média mensal varia de 26,5°C a 27°C. Nos meses mais quentes (outubro e novembro) a temperatura média mensal é de 28,9°C (INMET, 2021).

A Tabela 4.3 apresenta os extremos de temperatura máxima e mínima em Boa Vista de acordo com a estação meteorológica convencional de 1996 a 2020.

³ ZCIT é um dos sistemas meteorológico atuante na região dos trópicos caracterizado como a zona de confluência dos alísios; zona de cavado equatorial; zona de máxima temperatura da superfície do mar (TSM); zona de máxima convergência de máxima; zona de máxima cobertura de nuvens convectivas (CHUNG, 1982).

Tabela 4.3 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020

Extremos	Temperatura (°C)	Data
Máxima	42,0	18/11/1999
Mínima	19,2	20/08/1996

Fonte: Elaborado pela autora com dados do INMET (2021)

4.1.1.4 Porto Velho – RO

Porto Velho é um município brasileiro e capital do estado de Rondônia (RO), está localizado a 8,76°S e 63,90°O. Conforme o censo de 2010 do IBGE, Porto Velho é a cidade mais populosa de Rondônia e a terceira mais populosa da região Norte com 428.527 habitantes, sendo os idosos apenas 6,2% desta população. Com área de 34.090,952 km², Porto Velho é a maior capital em extensão territorial da região do Norte. Está localizado a 85,2 metros acima do nível do mar e tem o terceiro menor IDH da região (0,736). Cerca de 40% das vias públicas são arborizadas e 21,7% são urbanizadas (IBGE, 2010).

A Figura 4.6 apresenta a normal climatológica (1961-1990) da temperatura média mensal e precipitação acumulada mensal.

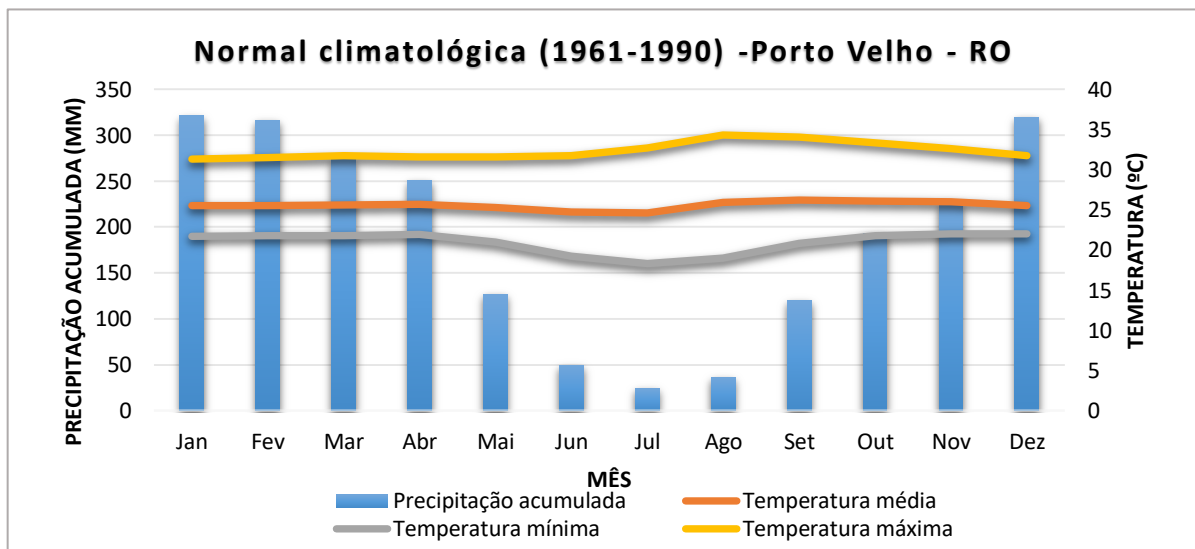


Figura 4.6 – Normal climatológica de Porto Velho – RO (1961-1990). Período histórico de Porto Velho somente disponível de 1961-1990. Fonte: Elaborado pela autora a partir de dados do INMET

A diferença de temperatura entre os meses mais frios e mais quentes em Porto Velho é de 2°C. A temperatura média mensal dos meses mais quentes é 26°C. O clima em Porto Velho é caracterizado pelo verão mais quente e úmido e inverno um pouco mais frio e mais seco. Diferentemente, de Rio Branco e Manaus, os meses frios não estão associados à um período chuvoso. A diminuição na temperatura durante os meses de maio, junho e julho estão associadas à entrada e massas de ar nesta região (conhecida como friagem) (REBOITA *et al.*, 2010).

A Tabela 4.4 apresenta os extremos de temperatura máxima e mínima em Porto velho de acordo com a estação meteorológica convencional de 1996 a 2020.

Tabela 4.4 – Temperatura máxima e mínima extrema de 1996 a 2020

Extremos	Temperatura (°C)	Data
Máxima	39,0	21/09/2015
Mínima	10,5	16/08/1999

Fonte: Elaborado pela autora com dados do INMET (2021)

4.1.1.5 Belém – PA

Belém é a capital do estado do Pará e a única capital da região Norte localizada mais próximo da região litorânea (1,43°S a 48,43°O) a 11 metros acima do nível do mar em média. Apesar de ser a menor capital em extensão territorial da região Norte (1.059,466 km²), Belém é a segunda capital mais populosa da região com 1.446.042 habitantes e com uma população idosa que representa 10,9% desta população. Possui 23,2% das vias públicas arborizadas e 36,1% urbanizadas (IBGE, 2010). Em termo de economia, Belém tem o terceiro maior IDH da região Norte (0,746).

A Figura 4.7 apresenta a normal climatológica (1981-2010) da temperatura média, máxima e mínima mensal e precipitação acumulada mensal.

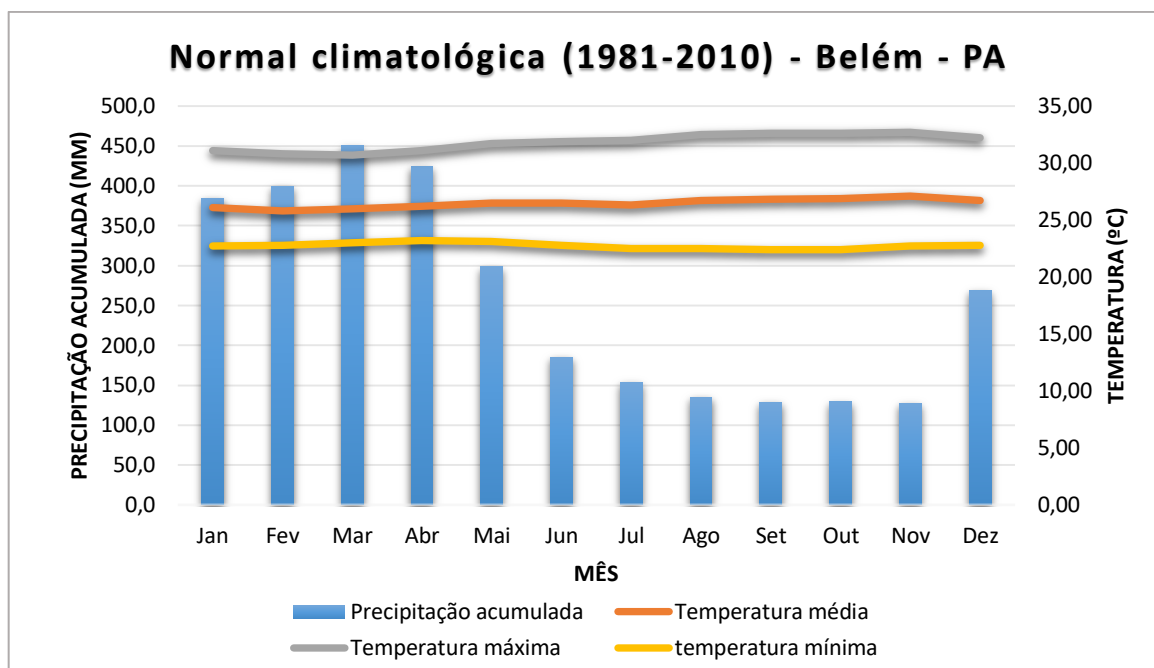


Figura 4.7 – Normal climatológica de Belém – PA (1981-2010). Fonte: Elaborado pela autora a partir de dados do INMET.

Belém tem uma precipitação quase constante ao longo do ano, com médias pluviométricas mais elevadas nos meses de janeiro a abril (em média 412 mm/mês). A temperatura média também varia muito pouco ao longo do ano, cerca de 1°C de diferença entre o mês mais frio e o mais quente do ano. A primavera é a estação mais quente da capital, com temperatura máxima média de 36,6°C. Assim como Manaus e Boa Vista, em Belém os meses mais frios são também os mais úmidos (em média 91% de umidade relativa).

A Tabela 4.5 apresenta os extremos de temperatura máxima e mínima em Belém de acordo com a estação meteorológica convencional de 1996 a 2020.

Tabela 4.5 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020

Extremos	Temperatura (°C)	Data
Máxima	37,3	12/12/2003
Mínima	19,8	30/06/2019

Fonte: Elaborado pela autora com dados do INMET (2021)

4.1.1.6 Macapá – AP

Macapá é o município brasileiro capital do estado do Amapá que está localizado muito próximo da linha do Equador (0,05° S de latitude e de longitude). É a segunda capital com a menor altitude da região, 16,5 metros. Com 6.563,849 km² de extensão territorial, Macapá é a quarta capital mais populosa da região com 398.204 habitantes, sendo que os idosos representam 5,7% desta população. Possui a segunda maior taxa de arborização de vias públicas (66%) e a segunda menor taxa de urbanização de vias públicas (8,8%). O IDH de Macapá é o segundo menor da região Norte com valor de 0,733.

A Figura 4.8 apresenta a normal climatológica (1981-2010) da temperatura média mensal e precipitação acumulada mensal.

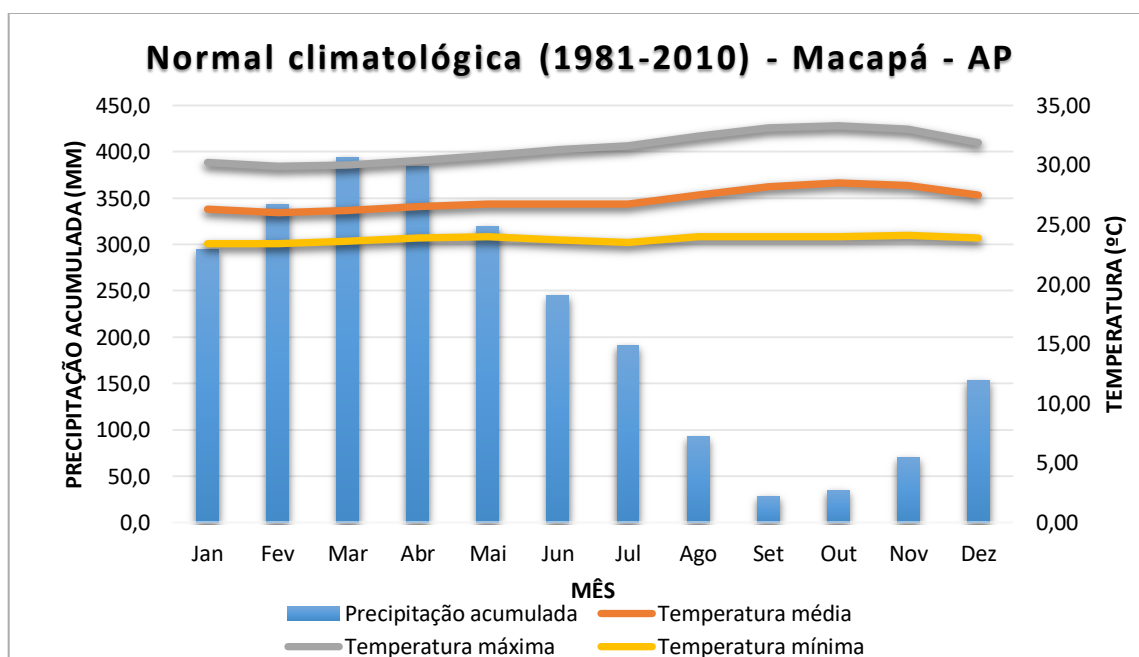


Figura 4.8 – Normal climatológica de Macapá – AP (1981-2010). Fonte: Elaborado pela autora a partir de dados do INMET.

A temperatura média dos meses mais quentes (outubro a novembro) é de 28,4°C, com máximas que podem chegar a 33,3°C (INMET, 2021). Os meses mais frios que são de janeiro a março têm temperatura média mensal de 26°C. Os índices pluviométricos mais elevados são

observados nos meses de março a abril (em média 390 mm/mês). A precipitação mais elevada nesta época do ano está associada com posição da ZCIT mais ao sul (REBOITA *et al.*, 2010).

A Tabela 4.6 apresenta os extremos de temperatura máxima e mínima em Macapá de acordo com a estação meteorológica convencional de 1996 a 2020.

Tabela 4.6 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020

Extremas	Temperatura (°C)	Data
Máxima	39,1	28/05/2020
Mínima	19,6	30/01/1996

Fonte: Elaborado pela autora com dados do INMET (2021)

4.1.1.6 Palmas – TO

Palmas, capital do estado do Tocantins, é a segunda capital com menor extensão territorial da região (2.227,444 km²). Está localizada a 10,19°S de latitude e 48,30°O de longitude e está em uma altitude mais elevada em comparação as demais capitais da região (230 metros). Apesar de ser a capital com a menor população residente (228.332 habitantes), Macapá tem o maior IDH da região Norte com valor de 0,788. Palmas também possui a menor proporção de idosos do país, que representam apenas 4,8% de sua população total. Palmas também é a capital com maior taxa de arborização de vias públicas da região (79,9%) e possui 31,1% de urbanização dessas vias.

A Figura 4.9 apresenta a normal climatológica (1981-2010) da temperatura média, máxima e mínima mensal e precipitação acumulada mensal.

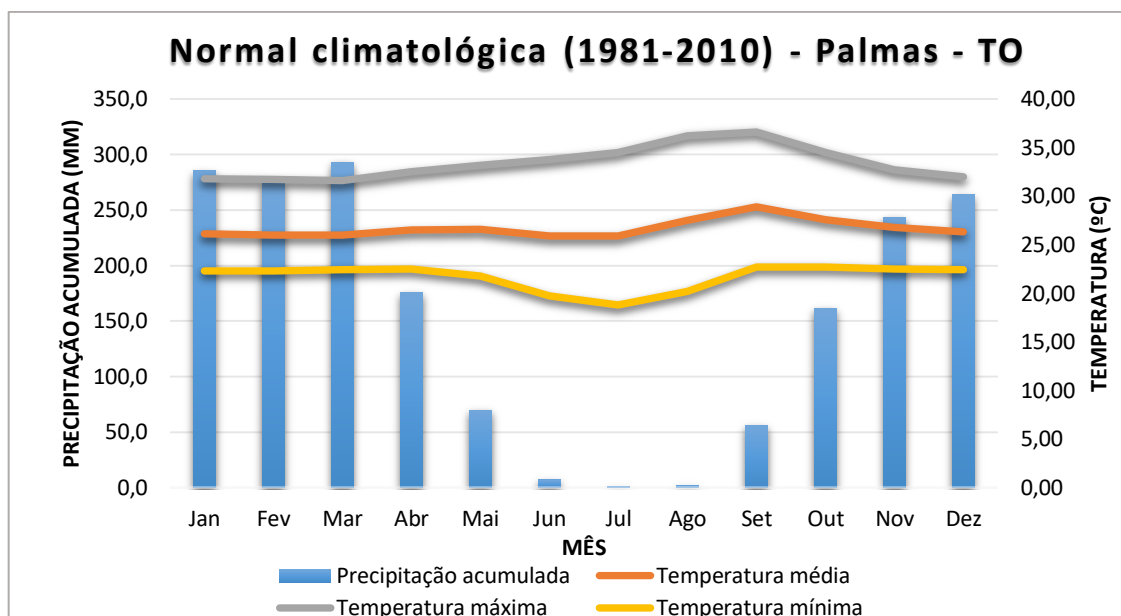


Figura 4.9 – Normal climatológica de Palmas – TO (1981-2010). Fonte: Elaborado pela autora a partir de dados do INMET.

Palmas já possui uma estação quente e seca mais bem definida em relação as demais capitais da região. O mês mais quente em Palmas é setembro, com temperatura média de 28,9°C e máxima de 36,6°C (INMET, 2021). Setembro também é um dos meses mais secos na capital, com umidade relativa média de 50,6%. Os menores valores de precipitação são observados nos meses de inverno (em média 5,2 mm/mês).

A Tabela 4.7 apresenta os extremos de temperatura máxima e mínima em Palmas de acordo com a estação meteorológica convencional de 1996 a 2020.

Tabela 4.7 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020

Extremos	Temperatura (°C)	Data
Máxima	42,4	13/09/2019
Mínima	11,5	12/07/1996

Fonte: Elaborado pela autora com dados do INMET (2021)

4.1.2 REGIÃO NORDESTE

O Nordeste do Brasil é a região composta por mais estados entre todas as regiões do país, são ao todo nove estados: Bahia (BA), Sergipe (SE), Alagoas (AL), Pernambuco (PE), Paraíba (PB), Rio Grande do Norte (RN), Ceará (CE), Piauí (PI) e Maranhão (MA). As capitais destes estados são, respectivamente: Salvador, Aracaju, Maceió, Recife, João Pessoa, Natal, Fortaleza, Teresina e São Luís. A população somada de todas estas capitais é de 11.525.763 habitantes, sendo a segunda maior população entre as regiões do país.

A maioria das capitais da região Nordeste estão localizadas na região litorânea, onde o clima é úmido e a capitais mais ao centro da região, como é o caso de Teresina, possui o clima do tipo semiárido (KAYANO & ANDREOLI, 2009). A temperatura média anual da região varia entre 20°C e 28°C, sendo essa variação maior em locais acima de 200 metros de altitude (KAYANO & ANDREOLI, 2009). Os principais responsáveis pela precipitação sazonal na região são os sistemas sinóticos ativos, como a Zona de Convergência Intertropical (ZCIT), Vórtices Ciclônicos de Altos Níveis (VCAN)⁴ e os Distúrbios Ondulatórios de Leste (DOLS)⁵ (REBOITA *et al.*, 2010). Eventos de El Niño Oscilação Sul (ENOS) causam impactos no regime de precipitação da região. Durante períodos de El Niño são observadas anomalias negativas na precipitação da região (período mais seco) e durante La Niña são observadas anomalias positivas, indicando aumento da precipitação na região (KAYANO & ANDREOLI, 2009).

Abaixo seguem as características das capitais Salvador, Aracaju, Maceió, Recife, João Pessoa, Natal, Fortaleza, Teresina e São Luís que pertencem a região Nordeste do país.

4.1.2.1 Salvador – BA

Salvador é a cidade brasileira capital do estado da Bahia, maior estado da região Nordeste em extensão territorial. Salvador está localizada no litoral baiano a 13°S de latitude e

⁴ VCAN é um sistema de baixa pressão formado em níveis médios e altos da atmosfera (PALMÉN & NEWTON, 1969).

⁵ DOLS é um sistema meteorológico atuante na região tropical, preferencialmente sobre os oceanos Atlântico e Pacífico – ondas que se deslocam de leste para oeste na atmosfera (REED & RECKER, 1971).

38,50°O de longitude em uma altitude de 8,3 metros. A capital possui a maior população entre todas as capitais da região (2.675.656 habitantes) em uma extensão territorial de 693,453 km² (IBGE, 2010). A população idosa da capital representa 10,7% de sua população total. Em termos de economia, a capital baiana possui o sexto maior IDH das capitais da região com valor de 0,759 (IBGE, 2010). A arborização das vias públicas de Salvador é de 39,9% e urbanização de 35% (IBGE, 2010).

A Figura 4.10 apresenta a normal climatológica (1981-2010) da temperatura média, máxima e mínima mensal e precipitação acumulada mensal.

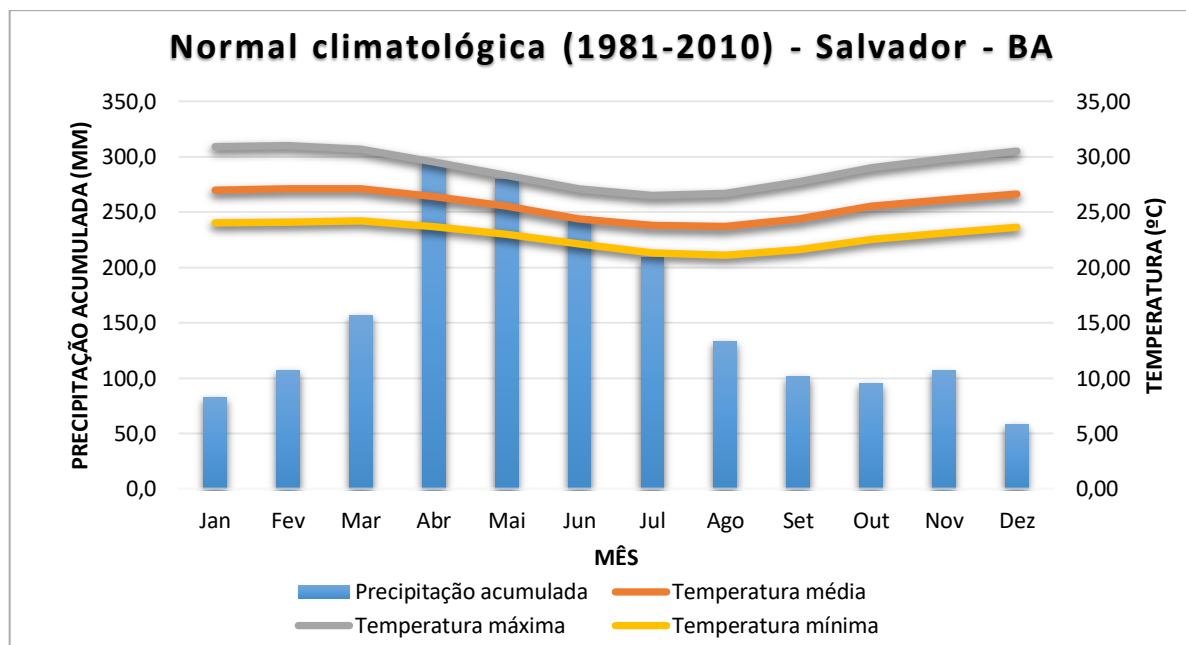


Figura 4.10 – Normal climatológica de Salvador – BA (1981-2010). Fonte: Elaborado pela autora a partir de dados do INMET.

A Temperatura média de Salvador é mais elevada nos meses de verão (dezembro, janeiro e fevereiro) com 27°C e a máxima nesta estação é em média 31°C (INMET, 2021). Julho, agosto e setembro são os meses mais frios na capital, com temperatura média de 23,9°C e mínima em média de 21,3°C (INMET, 2021). A precipitação acumulada é mais elevada nos meses de abril a junho com média de 273,7 mm/mês, já os meses mais secos são de setembro a fevereiro (primavera e verão) com precipitação acumulada média de 90,3 mm/mês (INMET, 2021).

A Tabela 4.8 apresenta os extremos de temperatura máxima e mínima em Salvador de acordo com a estação meteorológica convencional de 1996 a 2020.

Tabela 4.8 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020

Extremos	Temperatura (°C)	Data
Máxima	35,6	10/03/2018
Mínima	14,5	18/12/2020

Elaborado pela autora com dados do INMET (2021)

4.1.2.2 Aracaju – SE

O estado de Sergipe tem como capital a cidade de Aracaju, que está localizada na região litorânea a 10,95°S de latitude e 37,04°O a 4,9 metros acima do nível do mar. Sergipe tem a menor população das capitais da região Nordeste com apenas 571.149 habitantes em uma área de 182,163 km² (IBGE, 2010). A população idosa desta capital representa 9,8% de sua população total. Apesar de ter uma população total pequena, comparada as demais capitais da região, Sergipe possui o segundo maior IDH (0,770). Suas vias públicas são 55,4% urbanizadas e 56,6% estão arborizadas (IBGE, 2010).

A Figura 4.11 apresenta a normal climatológica (1981-2010) da temperatura média mensal e precipitação acumulada mensal.

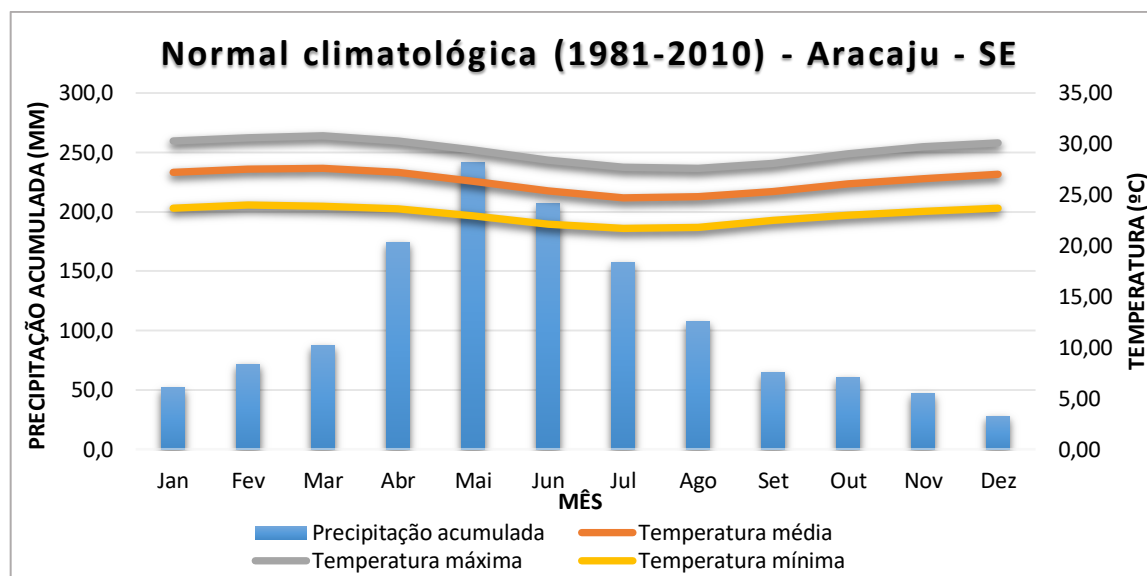


Figura 4.11 – Normal climatológica de Aracaju – SE (1981-2010). Fonte: Elaborado pela autora a partir de dados do INMET.

Aracaju tem a mesma sazonalidade de temperatura de Salvador, onde as temperaturas são mais elevadas de dezembro a abril e mais amenas de julho a setembro (INMET, 2021). O mês de março registra a temperatura mais alta do ano na capital, com média de 27,6°C e máxima de 30,8°C (INMET, 2021). Já a menor temperatura do ano é observada em julho, com média de 24,7°C e mínima de 21,7°C. O verão é a estação que menos chove nesta capital (em média 42,3 mm/mês) (INMET, 2021). Já o mês de maio apresenta os maiores acumulados médios de chuva na capital com 241,8 mm. O inverno é também a estação mais úmida na capital, com umidade relativa média de 78,6% (INMET, 2021).

A Tabela 4.9 apresenta os extremos de temperatura máxima e mínima em Aracaju de acordo com a estação meteorológica convencional de 1996 a 2020.

Tabela 4.9 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020

Extremas	Temperatura (°C)	Data
Máxima	35,3	07/04/2010
Mínima	11,0	12/11/2008

Fonte: Elaborado pela autora com dados do INMET (2021)

4.1.2.3 Maceió –AL

Capital do estado de Alagoas, Maceió está localizada a 9,66°S de latitude e 35,70°O de longitude a 16,6 metros de altitude. Maceió tem uma extensão territorial de 509,320 km² e é composta por uma população que conta com 932.748 habitantes (IBGE, 2010). Maceió tem uma população idosa que representa 9,5% de sua população total. A capital de Alagoas, possui o menor IDH do país, com valor de 0,721. Suas vias públicas são 57,1% arborizadas e 32,7% urbanizadas (IBGE, 2010).

A Figura 4.12 apresenta a normal climatológica (1981-2010) da temperatura média, máxima e mínima mensal e precipitação acumulada mensal.

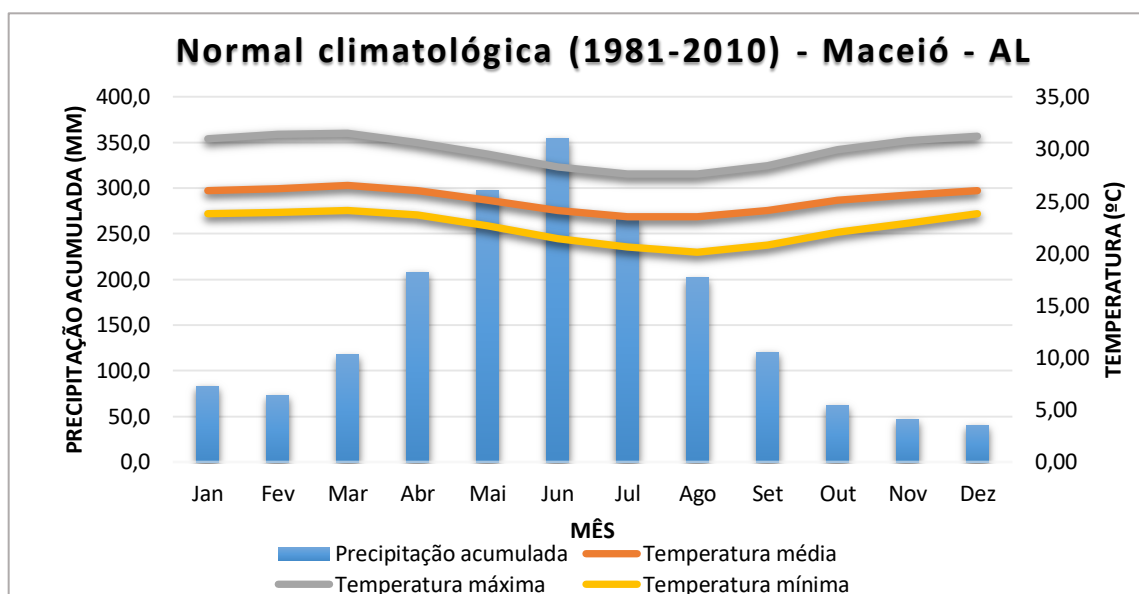


Figura 4.12 – Normal climatológica de Maceió – AL (1981-2010). Fonte: Elaborado pela autora a partir de dados do INMET.

A temperatura média de Maceió no verão é de 26,3°C com mínima de 21,5°C e máxima de 31°C. O mês de março apresenta a temperatura mais elevada na capital, com média de 26,6°C de máxima. No inverno a temperatura máxima é de 27,8°C e mínima de 19,9°C. As estações da primavera e verão são mais secas na capital que tem precipitação acumulada média de 76,1 mm/mês e 65,4 mm/mês, respectivamente. As estações do outono e inverno apresentam os

maiores acumulados médios na região com 207,1 mm/mês e 273,5 mm/mês, respectivamente. Junho é ainda a estação que mais chove na capital, apresentando precipitação acumulada média de 353,8 mm. Os DOLS são os principais responsáveis pela chuva na estação do inverno nesta região (REBOITA *et al.*, 2010).

A Tabela 4.10 apresenta os extremos de temperatura máxima e mínima em Maceió de acordo com a estação meteorológica convencional de 1996 a 2020.

Tabela 4.10 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020

Extremos	Temperatura (°C)	Data
Máxima	38,4	25/11/2005
Mínima	15,0	10/08/2005

Fonte: Elaborado pela autora com dados do INMET (2021)

4.1.2.4 Recife – PE

A cidade de Recife é capital do estado de Pernambuco e está localizada a 8.05°S de latitude e 34,95°O de longitude. Recife é a capital mais próxima ao nível do mar entre as capitais da região Nordeste, com 4,5 metros de altitude (IBGE, 2010). A capital de Pernambuco tem a segunda maior população entre as capitais da região (1.625.583 habitantes) em uma extensão territorial de 218,843 km². A proporção de idosos nesta capital é a maior entre todas as capitais que compõem a região, representando 12,8% de sua população total. Recife é a capital da região Nordeste com o maior valor de IDH (0,772) (IBGE, 2010). Suas vias públicas apresentam 60,5% de arborização e 49,5% de urbanização (IBGE, 2010).

A Figura 4.13 apresenta a normal climatológica (1981-2010) da temperatura média mensal e precipitação acumulada mensal.

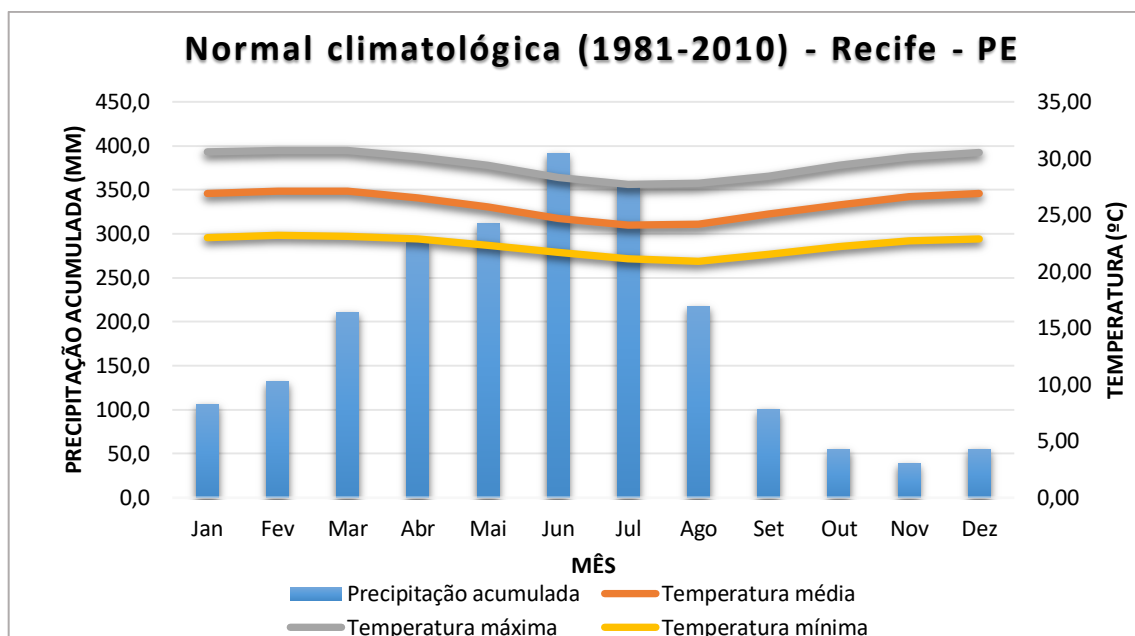


Figura 4.13 – Normal climatológica de Recife – PE (1981-2010). Fonte: Elaborado pela autora a partir de dados do INMET.

Recife tem temperatura média no verão de 27°C e no inverno de 24,5°C (INMET, 2021). Assim como em Aracaju e Maceió, a temperatura mais elevada no ano é observada no mês de março com média de 27,1°C e máxima de 30,7°C. O mês de agosto tem a menor temperatura mínima do ano com média de 20,9°C (INMET, 2021). A precipitação acumulada é mais elevada nos meses de inverno, assim como em Maceió, sendo junho o mês que registra maior volume de chuva 391,1 mm (INMET, 2021). A umidade relativa é maior no período chuvoso com média de 85% (INMET, 2021).

A Tabela 4.11 apresenta os extremos de temperatura máxima e mínima em Recife de acordo com a estação meteorológica convencional de 1996 a 2020.

Tabela 4.11 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020

Extremos	Temperatura (°C)	Data
Máxima	34,8	22/03/2019
Mínima	15,0	04/08/1999

Fonte: Elaborado pela autora com dados do INMET (2021)

4.1.2.5 João Pessoa – PB

João Pessoa é uma cidade costeira e capital do estado da Paraíba, está localizado a 7,10°S de latitude e 34,86°O de longitude em uma altitude de 47,4 metros (IBGE, 2010). João Pessoa é a segunda capital da região Nordeste com a menor população (723.515 habitantes) em uma extensão territorial de 210,044 km² (IBGE, 2010). A capital possui uma população de idosa que representa 10,4% de sua população total. Em termos de economia, possui o quarto IDH das capitais da região Nordeste do país. A capital da Paraíba tem 78,4% de suas vias públicas arborizadas e 25,1% urbanizadas (IBGE, 2010).

A Figura 4.14 apresenta a normal climatológica (1981-2010) da temperatura média, máxima e mínima mensal e precipitação acumulada mensal.

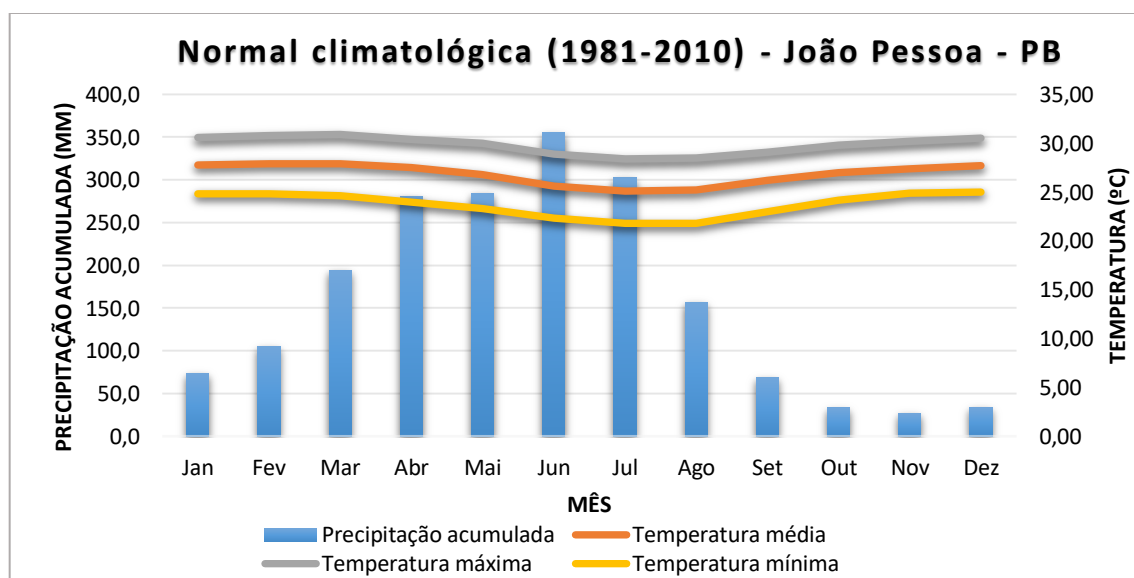


Figura 4.14 – Normal climatológica de João Pessoa – PB (1981-2010). Fonte: Elaborado pela autora a partir de dados do INMET.

Por estar em latitude mais baixa, a diferença entre a temperatura no verão e inverno é pequena, cerca de 2°C. A temperatura média no verão é de 27,8°C e no inverno de 25,3°C. Assim como nas demais capitais da região Nordeste, a temperatura mais elevada é observada no mês de março com média de 27,9°C e máxima de 30,9°C. A temperatura mínima mais baixa do ano é observada no mês de julho com em média 21,8°C. A precipitação em João Pessoa

também é mais elevada nos meses de inverno, assim como as demais capitais da região, devido ao sistema sinótico ativo nesta época do ano na região. A precipitação acumulada média no mês de junho é de 355,2 mm (mais alta do ano). A umidade relativa média neste mesmo mês é de 81%.

A Tabela 4.12 apresenta os extremos de temperatura máxima e mínima em João Pessoa de acordo com a estação meteorológica convencional de 1996 a 2020.

Tabela 4.12 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020

Recorde	Temperatura (°C)	Data
Máxima	38,2	26/07/2020
Mínima	15,0	18/09/2020

Fonte: Elaborado pela autora com dados do INMET (2021)

4.1.2.6 Natal – RN

Natal é a cidade brasileira capital do estado do Rio Grande do Norte e está localizada no extremo leste do país (5,91°S e 35,20°O). Natal está a 30,9 metros acima do nível do mar e possui uma população de 803.739 habitantes em uma área de 167,401 km² (IBGE, 2010). A população idosa de Natal, representa 11% de sua população total. Assim como João Pessoa, Natal possui o quarto IDH entre as capitais da região Nordeste (0,763). A arborização das vias públicas de Natal tem uma taxa de 44,7% e de urbanização esta taxa é de 16,5% (IBGE, 2010).

A Figura 4.15 apresenta a normal climatológica (1981-2010) da temperatura média, máxima e mínima mensal e precipitação acumulada mensal.

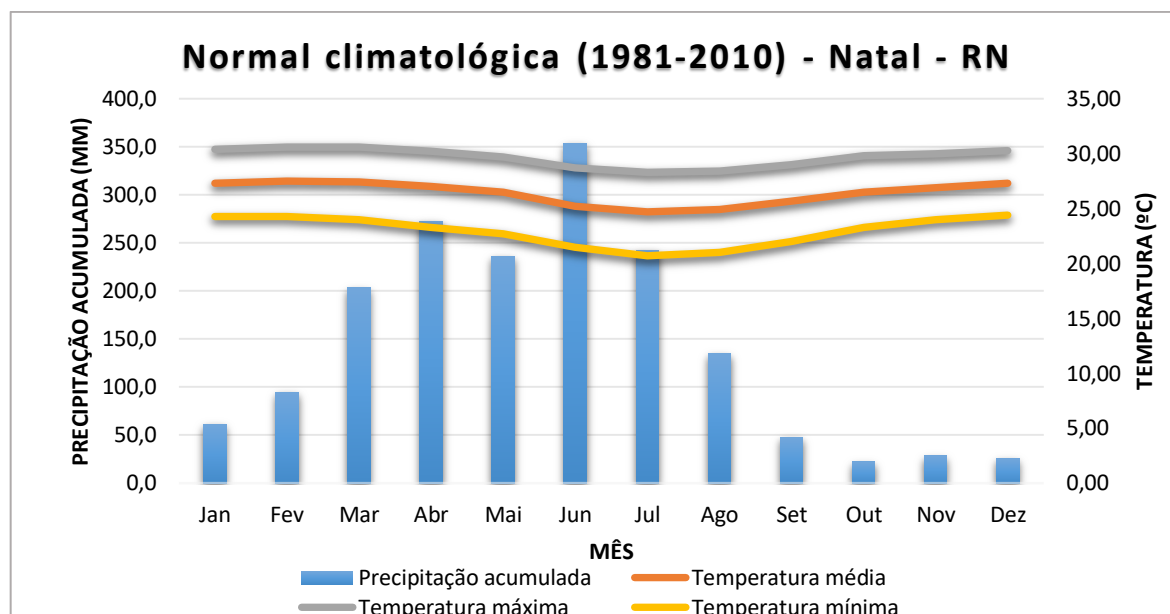


Figura 4.15 – Normal climatológica de Natal – RN (1981-2010). Fonte: Elaborado pela autora a partir de dados do INMET.

O verão em Natal tem as temperaturas mais elevadas do ano, com temperatura média de 27,4°C (INMET, 2021). No inverno as temperaturas caem com média de 24,9°C (INMET, 2021). A primavera e verão são as estações do ano mais secas na capital, onde a precipitação acumulada média é de 32,7 mm/mês e 60,3 mm/mês, respectivamente (INMET, 2021). Junho continua sendo o mês que mais chove nas capitais do Nordeste e em Natal a precipitação acumulada média nesse mês é de 353,6 mm, com umidade relativa média de 84,5% (INMET, 2021).

A Tabela 4.13 apresenta os extremos de temperatura máxima e mínima em Natal de acordo com a estação meteorológica convencional de 1996 a 2020.

Tabela 4.13 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020

Extremas	Temperatura (°C)	Data
Máxima	39,2	22/12/2019
Mínima	15,4	06/08/1999

Fonte: Elaborado pela autora com dados do INMET (2021)

4.1.2.7 FORTALEZA – CE

O estado do Ceará tem como capital a cidade Fortaleza, que fica localizada na região litorânea do estado a 3,75°S de latitude e 38,54°O de longitude a 27 metros acima do nível do mar. Fortaleza tem a segunda maior população da região Nordeste com 2.452.185 habitantes em uma extensão territorial de 312,353 km² (IBGE, 2010). Fortaleza tem uma proporção de idosos de 10,2%. Entre as capitais brasileiras que compõem a região Nordeste, Fortaleza possui o sexto IDH com valor de 0,754 (IBGE, 2010). As vias públicas da capital cearense são 74,8% arborizadas e 13,2% urbanizadas (IBGE, 2010).

A Figura 4.16 apresenta a normal climatológica (1981-2010) da temperatura média, máxima e mínima mensal e precipitação acumulada mensal.

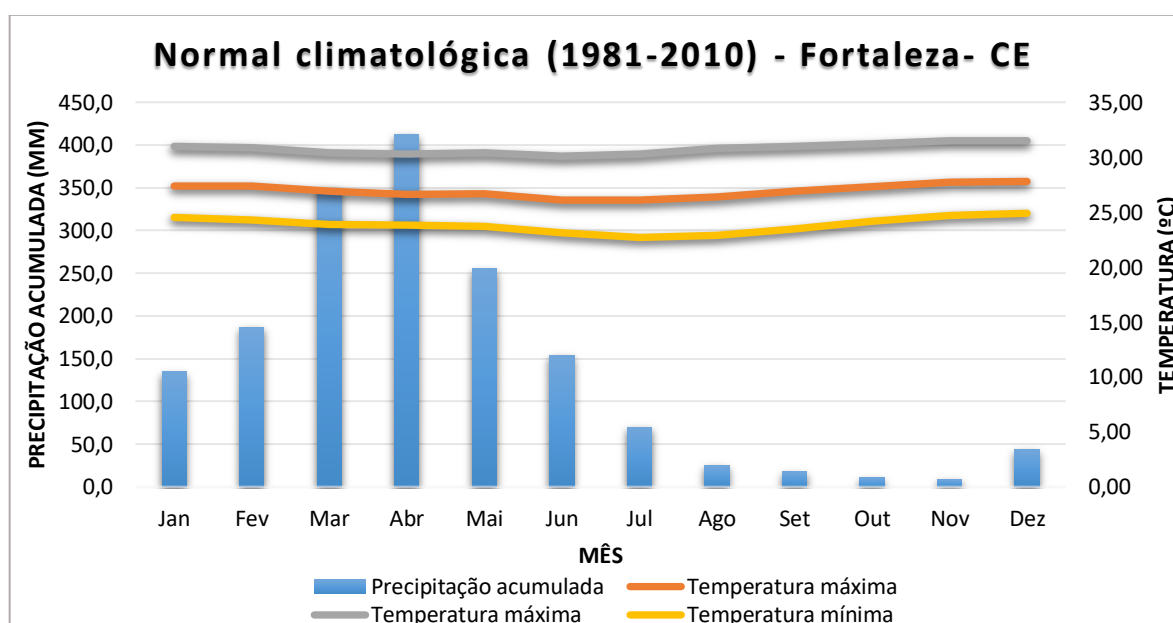


Figura 4.16 – Normal climatológica de Fortaleza – CE (1981-2010). Fonte: Elaborado pela autora a partir de dados do INMET.

Por estar localizado muito próxima da linha do Equador (3,75°S de latitude), a temperatura média em Fortaleza ao longo do ano, varia entre 26°C e 27°C (INMET, 2021). As temperaturas máximas mais elevadas ocorrem nos meses de novembro e dezembro, com média de 31,5°C. Já com relação a temperatura mínima, o mês de julho é na média climatológica

(1981-2010) o mais frio, com mínima de 22,7°C (INMET, 2021). O volume de precipitação é mais elevado nos meses de outono (em média 339,1 mm/mês), quando a ZCIT está posicionada mais ao sul, as demais épocas do ano são mais secas, principalmente os meses de primavera (em média 12 mm/mês) (INMET, 2021).

A Tabela 4.14 apresenta os extremos de temperatura máxima e mínima em Fortaleza de acordo com a estação meteorológica convencional de 1996 a 2020.

Tabela 4.14 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020

Extremos	Temperatura (°C)	Data
Máxima	37,0	27/12/2001
Mínima	19,9	17/07/2008

Fonte: Elaborado pela autora com dados do INMET (2021)

4.1.2.8 Teresina – PI

Teresina é a capital do estado do Piauí na região Nordeste do Brasil e é a única capital que não está localizada na região litorânea. Teresina está localizada a 5,08°S de latitude e 42,81°O de longitude e está a 72,7 metros acima do nível do mar (altitude mais elevada das capitais da região). Em uma área de 1.391,046 km², Teresina compreende uma população de 814.230 habitantes, sendo que os idosos representam 9% desta população (IBGE, 2010). Em termos de economia, o IDH da capital piauiense é o sétimo da região com valor de 0,751 (IBGE, 2010). A taxa de urbanização das vias públicas da cidade é de 5,8% e de arborização é de 72,3% (IBGE, 2010).

A Figura 4.17 apresenta a normal climatológica (1981-2010) da temperatura média, máxima e mínima mensal e precipitação acumulada mensal.

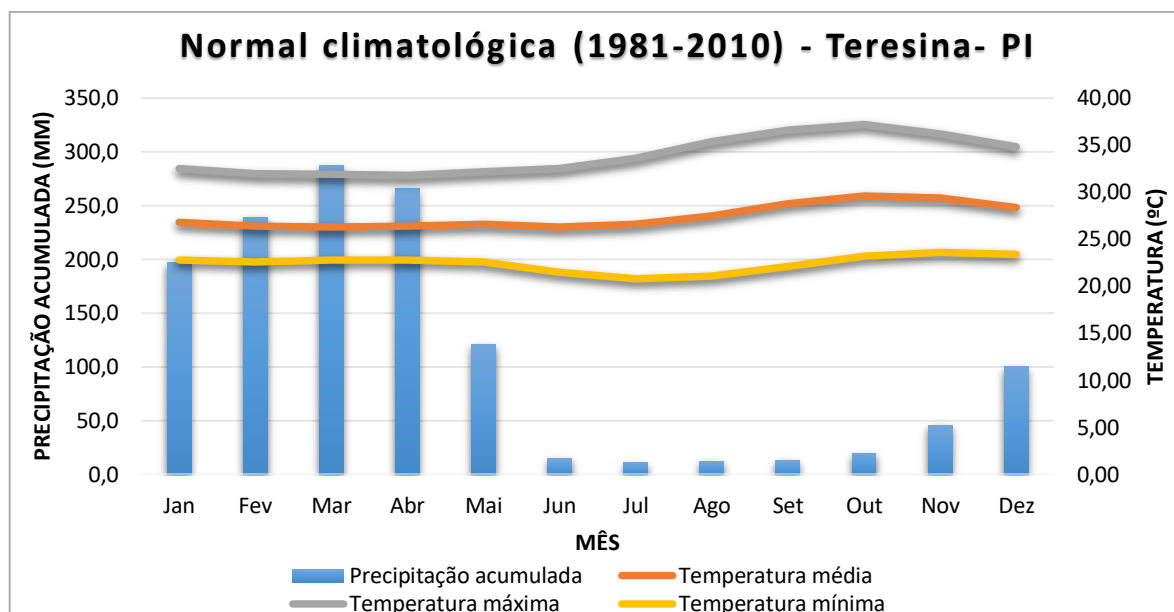


Figura 4.17– Normal climatológica de Teresina – PI (1981-2010). Fonte: Elaborado pela autora a partir de dados do INMET.

Diferentemente do clima das demais capitais da região que têm um clima mais úmido devido à proximidade com o oceano, Teresina tem um clima semiárido, com meses mais quentes e secos. Os meses mais quentes do ano em Teresina são setembro, outubro e novembro com temperatura média de 29,3°C em média, e máxima de 36,8°C (INMET, 2021). Nas demais épocas do ano, a temperatura permanece praticamente constante, com média de 26,5°C e máxima de 32,2°C (INMET, 2021). As temperaturas mínimas mais baixas são observadas na capital nos meses de inverno com média de 21,2°C, nos meses mais quente a temperatura mínima é em média 23,5°C (INMET, 2021). Assim como em Fortaleza, o maior volume de precipitação ocorre nos meses de outono, principalmente no mês de março (média de 286,9 mm) (INMET, 2021). O inverno e primavera são as estações que chovem menos na capital, e por esse motivo a umidade relativa do ar nestas épocas do ano é baixa, em média 67% e 59%, respectivamente (INMET, 2021).

A Tabela 4.15 apresenta os extremos de temperatura máxima e mínima em Teresina de acordo com a estação meteorológica convencional de 1996 a 2020.

Tabela 4.15 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020

Extremos	Temperatura (°C)	Data
Máxima	41,1	24/10/2012
Mínima	15,6	30/07/2012

Fonte: Elaborado pela autora com dados do INMET (2021)

4.1.2.9 São Luís – MA

O estado do Maranhão tem como capital a cidade de São Luís, que está localizada na região litorânea a 2,53°S de latitude e 44,21°O de longitude em uma altitude de 24,4 metros. São Luís tem a quarta maior população da região Nordeste com 1.014.837 habitante em uma área territorial de 582,974 km² (IBGE, 2010). A população idosa de São Luís representa 8,2% de sua população total. A capital do Maranhão tem o terceiro maior IDH entre as capitais da região. Suas vias públicas possuem 11,7% de urbanização e 32,3% de arborização (IBGE, 2010).

A Figura 4.18 apresenta a normal climatológica (1981-2010) da temperatura média mensal e precipitação acumulada mensal.

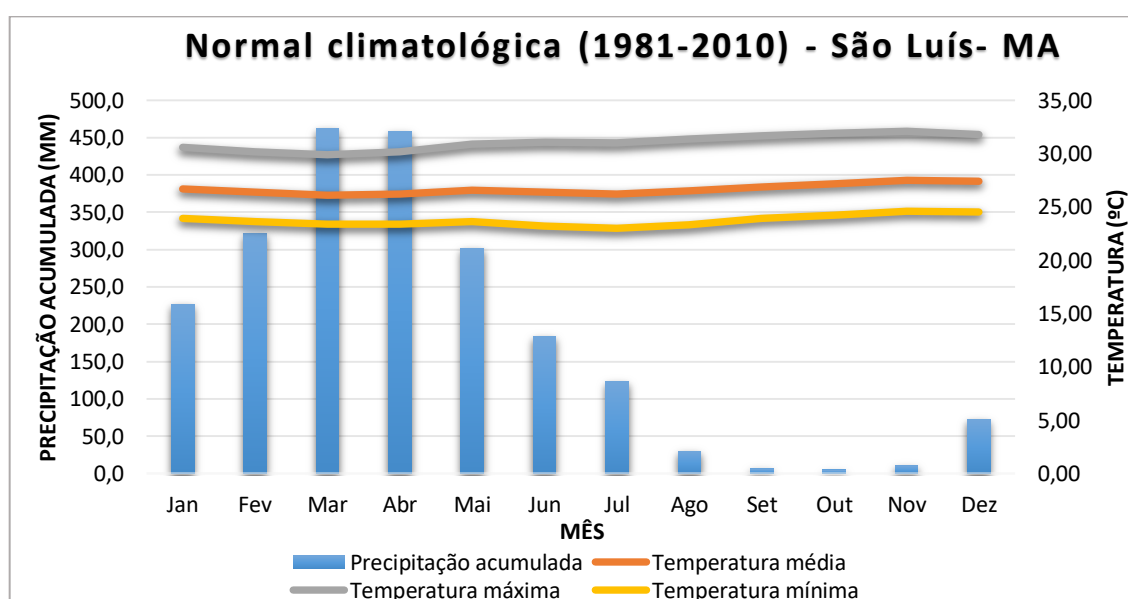


Figura 4.18– Normal climatológica de São Luís – MA (1981-2010). Fonte: Elaborado pela autora a partir de dados do INMET.

A temperatura do ar na capital do Maranhão é praticamente constante ao longo dos meses do ano, devido a sua localização geográfica (REBOITA *et al.*, 2010). A temperatura média varia entre 26°C e 27°C (INMET, 2021). A temperatura máxima mais elevada é observada no mês de novembro com 32,1°C, de acordo com a média climatológica (1981-2010) do INMET. Apesar da variação ser pequena ao longo dos meses, a menor temperatura mínima é observada no mês de julho com 23°C na média. O outono, assim como em Fortaleza e Teresina, também é a estação que apresenta o maior volume de precipitação na capital maranhense, com precipitação acumulada média de 354 mm/mês. A umidade relativa varia de 88% nos meses mais chuvosos a 77% nos meses menos chuvosos (INMET, 2021).

A Tabela 4.16 apresenta os extremos de temperatura máxima e mínima em São Luís de acordo com a estação meteorológica convencional de 1996 a 2020.

Tabela 4.16 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020

Extremos	Temperatura (°C)	Data
Máxima	37,2	04/10/1997
Mínima	20,1	28/12/2005

Fonte: Elaborado pela autora com dados do INMET (2021)

4.1.3 REGIÃO CENTRO-OESTE

As capitais dos estados das regiões Centro-Oeste do Brasil são: Cuiabá, Campo Grande, Goiânia e Brasília (Distrito Federal). A região Centro-Oeste está mais afastada do oceano e é a segunda maior região em extensão territorial (IBGE, 2010). As capitais da região possuem uma população total de 5.210.056 habitantes e o IDH das capitais é o terceiro maior do país (IBGE, 2010).

Na região Centro-Oeste do Brasil estão localizados o Cerrado e o Pantanal, ambos biomas brasileiros. O cerrado é um bioma caracterizado por uma vegetação do tipo savana, mas também estacional e campo. O pantanal está localizado mais a oeste da região e é caracterizado por uma vegetação de planície inundada. O clima da região é tropical com duas estações bem definidas, o inverno é mais ameno e seco e o verão mais chuvoso e úmido (REBOITA *et al.*,

2010). A primavera é a estação mais quente da região, onde as capitais Goiânia, Brasília e Cuiabá podem registrar temperaturas acima de 33°C e Campo Grande pode registrar temperatura média de 26°C (ALVES, 2009). Os sistemas meteorológicos responsáveis pela precipitação na região são a Zona de Convergência do Atlântico Sul (ZCAS)⁶, Sistemas Convectivos de Mesoescala (SCM)⁷ e a Alta da Bolívia⁸ (REBOITA *et al.*, 2010).

Abaixo seguem as características das capitais Cuiabá, Campo Grande, Goiânia e Brasília que pertencem a região Centro-Oeste do país.

4.1.3.1 Cuiabá – MT

A capital do estado do Mato Grosso é Cuiabá, que está localizada a 15,61°S de latitude e 56,10°O de longitude e uma distância de 114 km do Pantanal (IBGE, 2010). Cuiabá está a 176,7 metros de altitude e possui uma extensão territorial de 3.266,538 km² (IBGE, 2010). Também possui a menor população entre as capitais da região (551.098 habitantes) e o segundo menor IDH com valor de 0,785 (IBGE, 2010). A população idosa desta capital representa 10,1% da sua população total. A arborização de vias públicas da cidade é de 39,6% e a urbanização é de 34,3% (IBGE, 2010).

A Figura 4.19 apresenta a normal climatológica (1981-2010) da temperatura média, máxima e mínima mensal e precipitação acumulada mensal.

⁶ ZCAS é uma banda de nuvens convectivas com orientação noroeste-sudeste que se estende desde o sul e leste da Amazônia até o sudoeste do Atlântico Sul (SATYAMURTI *et al.*, 1998).

⁷ SCMs são aglomerados de nuvens convectivas que possuem tempo de vida entre 6 e 12 horas (HOUZE, 1993).

⁸ Alta da Bolívia é um sistema anticiclônico na alta tropofesra durante o verão na América do Sul (GUTMAN & SCHWERDTFEGGER, 1965).

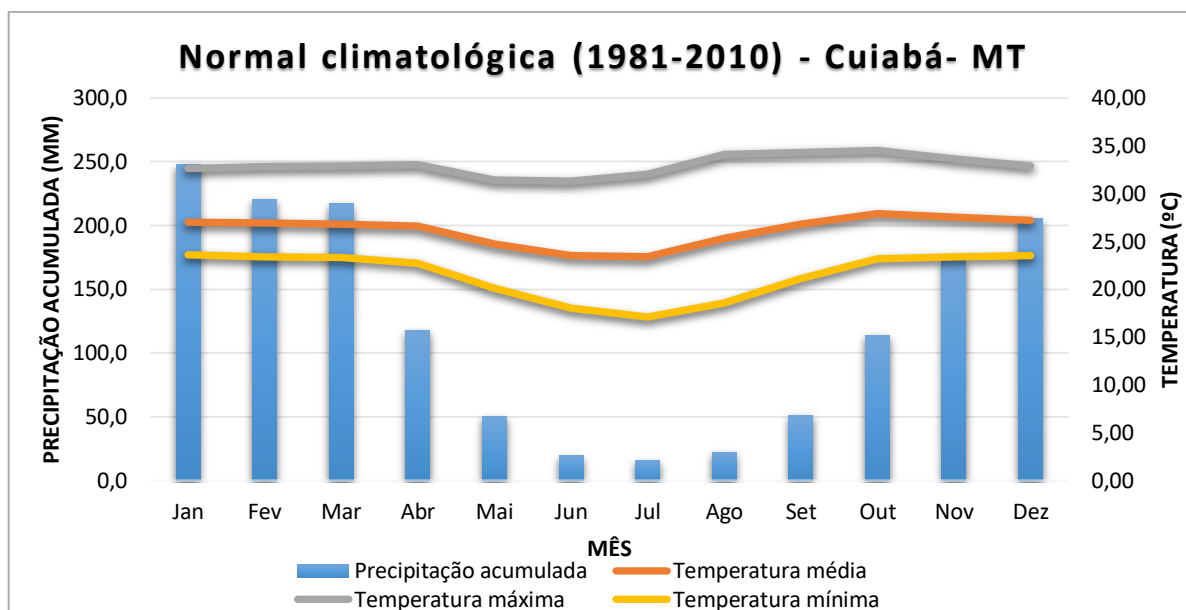


Figura 4.19– Normal climatológica de Cuiabá – MT (1981-2010). Fonte: Elaborado pela autora a partir de dados do INMET.

O mês de outubro é o mais quente na capital, com temperatura média de 27,9°C e máxima de 34,5°C (INMET, 2021). Em contrapartida, julho é o mês com as temperaturas mais baixas na capital, com temperatura média de 23,4°C e mínima de 17,1°C (INMET, 2021). A estação do inverno é bem seca na capital com precipitação acumulada média de 19,1 mm/mês e umidade relativa média de 67,8% (INMET, 2021). Já o verão é chuvoso, e o maior volume de precipitação é observado no mês de janeiro, com precipitação acumulada de 247,5 mm (INMET, 2021).

A Tabela 4.17 apresenta os extremos de temperatura máxima e mínima em Cuiabá de acordo com a estação meteorológica convencional de 1996 a 2020.

Tabela 4.17 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020

Extremos	Temperatura (°C)	Data
Máxima	44,0	30/09/2020
Mínima	7,0	30/06/1996

Fonte: Elaborado pela autora com dados do INMET (2021)

4.1.3.2 Campo Grande – MS

Campo Grande é a capital do estado do Mato Grosso do Sul, localizada a 22,53°S de latitude e 55,53°O de longitude. Campo Grande está a uma altitude de 532 metros e possui uma extensão territorial de 8.082,978 km² (IBGE, 2010). A população de Campo Grande é a terceira maior das capitais da região com 786.797 habitantes, entretanto o IDH é o menor (0,784) (IBGE, 2010). A população idosa de Campo Grande representa 11,5% da sua população total. Com a relação a arborização de vias públicas, a capital é a campeã do Brasil, possui 96,3% das vias públicas arborizadas e 33,4% de urbanização (IBGE, 2010).

A Figura 4.20 apresenta a normal climatológica (1981-2010) da temperatura média, máxima e mínima mensal e precipitação acumulada mensal.

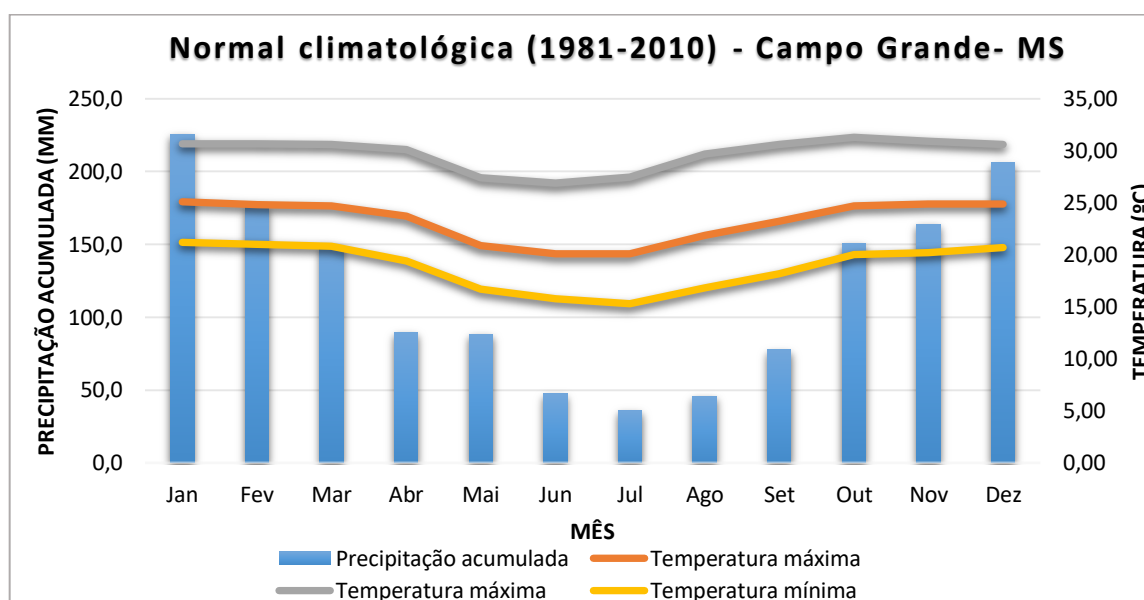


Figura 4.20– Normal climatológica de Campo Grande – MS (1981-2010). Fonte: Elaborado pela autora a partir de dados do INMET.

Campo Grande tem temperaturas tanto no inverno quanto no verão menores do que em Cuiabá e a localização geográfica é a principal responsável por essa diferença (REBOITA *et al.*, 2010). A temperatura média no verão em Campo Grande é de 24,9°C e no inverno de 20,1°C (INMET, 2021). Assim como Cuiabá, a temperatura máxima mais elevada é observada no mês de outubro, com 31,3°C. A temperatura mínima também é observada em julho com 15,3°C. O inverno não é tão seco, como em Cuiabá, devido a entrada de sistemas frontais na cidade, a

precipitação acumulada média nesta época do ano é de 45 mm. O verão é chuvoso, com maior volume de precipitação em janeiro (225,4 mm) (INMET, 2021).

A Tabela 4.18 apresenta os extremos de temperatura máxima e mínima em Campo Grande de acordo com a estação meteorológica convencional de 1996 a 2020.

Tabela 4.18 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020

Extremos	Temperatura (°C)	Data
Máxima	41,0	05/10/2020
Mínima	1,4	13/07/2000

Fonte: Elaborado pela autora com dados do INMET (2021)

4.1.3.3 Goiânia – GO

O estado de Goiás tem como capital a cidade de Goiânia, que fica localizada a 16,66°S de latitude e 49,25°O de longitude e está 749,5 metros acima do nível do mar (IBGE, 2010). Com uma área de 728,841 km², Goiânia tem a segunda maior população entre as capitais da região (1.302.001 habitantes) e sua população idosa representa 11,2% desta população. A capital de Goiás, tem possui o segundo maior IDH das capitais da região, com valor de 0,799 (IBGE, 2010). A taxa de arborização das vias públicas da capital é de 89,3% e a de urbanização é de 48,6% (IBGE, 2010).

A Figura 4.21 apresenta a normal climatológica (1981-2010) da temperatura média, máxima e mínima mensal e precipitação acumulada mensal.

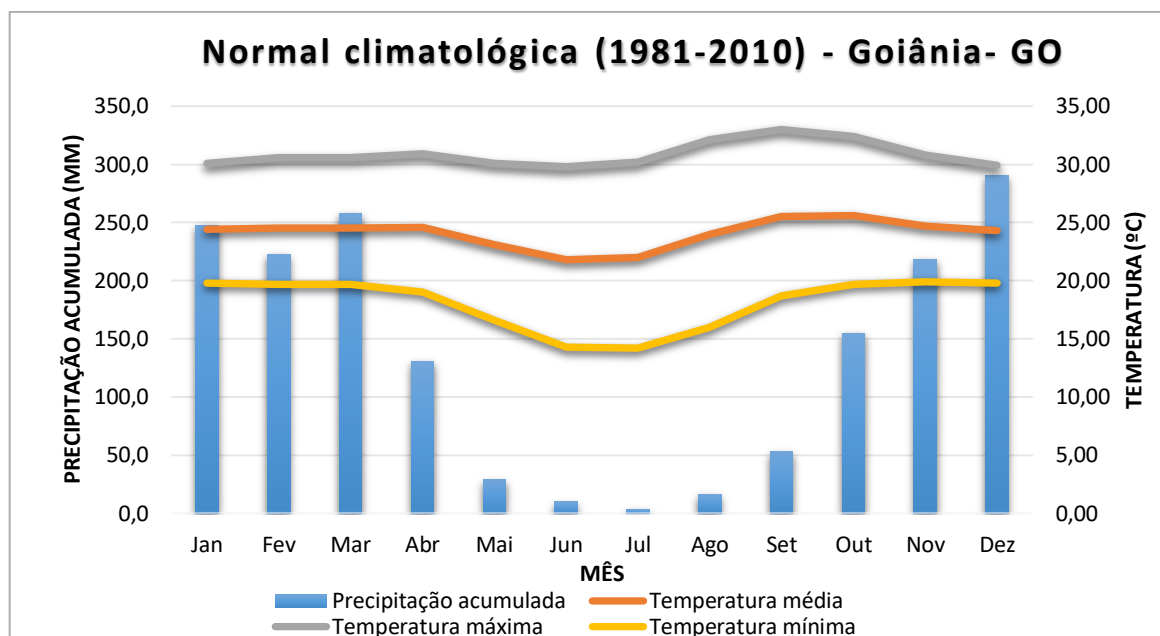


Figura 4.21– Normal climatológica de Goiânia – GO (1981-2010). Fonte: Elaborado pela autora a partir de dados do INMET.

As temperaturas em Goiânia são mais elevadas na estação da primavera, com temperatura média de 25,3°C. A temperatura máxima mais elevada é observada no mês de setembro com 33°C (INMET, 2021). Já a temperatura mínima mais baixa é observada no mês de julho com 14,2°C. A estação do inverno é bem seca, com precipitação acumulada média de 11,9 mm/mês. O verão e o outono têm volumes de chuva mais elevados, sendo no mês de março o maior acumulado médio histórico (258,2 mm) (INMET, 2021).

A Tabela 4.19 apresenta os extremos de temperatura máxima e mínima em Goiânia de acordo com a estação meteorológica convencional de 1996 a 2020.

Tabela 4.19 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020

Extremos	Temperatura (°C)	Data
Máxima	41,2	07/10/2020
Mínima	4,3	18/07/2000

Fonte: Elaborado pela autora com dados do INMET (2021)

4.1.3.4 Brasília – DF

Brasília é a capital e Distrito Federal do Brasil, está localizada a 15,93°S de latitude e 47,88°O de longitude a uma altitude 1171,8 metros, altitude mais elevada entre todas as capitais da região (IBGE, 2010). A população de Brasília é de 2.570.160 habitantes, sendo a maior das capitais da região Centro-Oeste e está concentrada em uma extensão territorial de 5.760,783 km² (IBGE, 2010). A população idosa da capital equivale a 9,8% da sua população total. O IDH no valor de 0,824 o maior entre todas as capitais da região. A arborização de vias públicas da capital é de 36,9% e de urbanização é de 57% (IBGE, 2010).

A Figura 4.22 apresenta a normal climatológica (1981-2010) da temperatura média, máxima e mínima mensal e precipitação acumulada mensal.

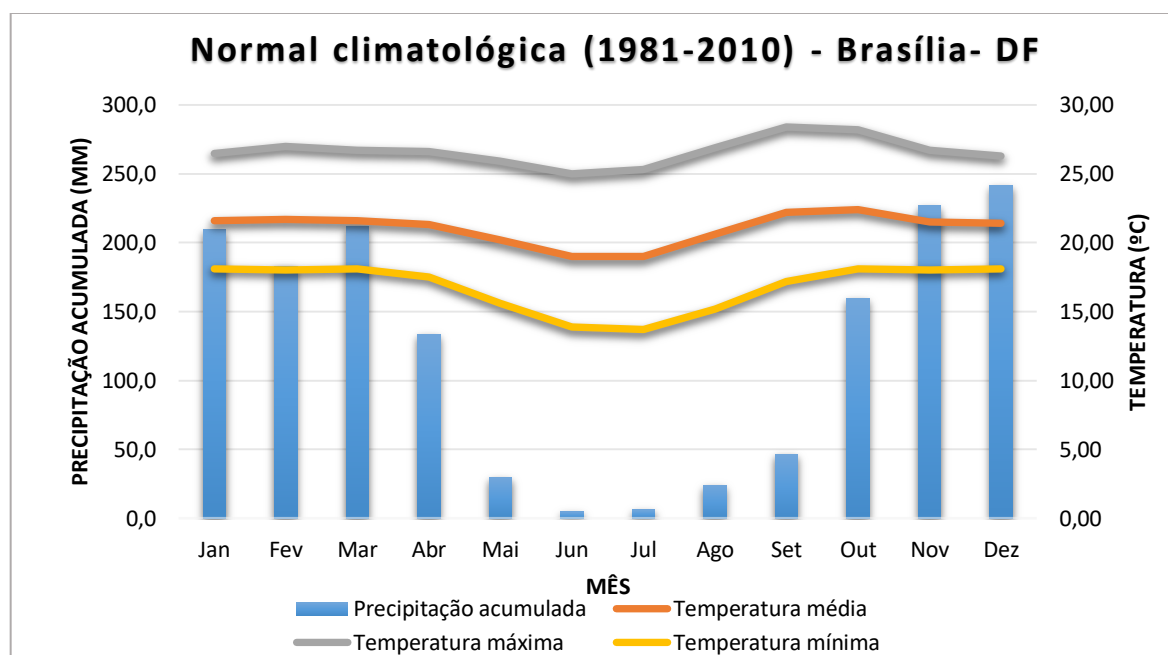


Figura 4.22– Normal climatológica de Brasília – DF (1981-2010). Fonte: Elaborado pela autora a partir de dados do INMET.

Apesar de estar localizada muito próxima de Goiânia, as condições meteorológicas em Brasília são bem diferentes, devido a altitude que a mesma se encontra (REBOITA et al., 2010). A temperatura média durante o verão em Brasília é de 21,6°C, já no inverno a temperatura

média da estação é de 19°C (INMET, 2021). As temperaturas mais elevadas são observadas na primavera, com temperatura média de 22°C e máxima de 28°C. A temperatura média mais baixa ocorre no mês julho com média de 19°C (INMET, 2021). O inverno também é bem seco, assim como Goiânia e Cuiabá e os maiores volumes também ocorrem durante o verão e outono, sendo o mês de março com a maior precipitação acumulada média (211,8 mm) (INMET, 2021).

A Tabela 4.20 apresenta os extremos de temperatura máxima e mínima em Brasília de acordo com a estação meteorológica convencional de 1996 a 2020.

Tabela 4.20 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020

Extremos	Temperatura (°C)	Data
Máxima	36,4	08/10/2020
Mínima	6,9	30/06/1996

Fonte: Elaborado pela autora com dados do INMET (2021)

4.1.4 REGIÃO SUDESTE

A região Sudeste do Brasil é composta por quatro estados, sendo eles: São Paulo (SP), Rio de Janeiro (RJ), Espírito Santo (ES) e Minas Gerais (MG), e suas respectivas capitais são: São Paulo, Rio de Janeiro, Vitória e Belo Horizonte. As capitais da região Sudeste concentram a maior população do Brasil com 20.276.901 habitantes. É a segunda região do país, cujas capitais têm os maiores IDHs.

Assim como a região Centro-Oeste, a região Sudeste tem um clima tropical, onde as menores temperaturas são observadas nos meses de inverno e as maiores nos meses de verão (REBOITA *et al.*, 2010). O regime de chuvas da região também é bem definido, o inverno é seco e o verão chuvoso (REBOITA *et al.*, 2010). As condições de chuva na região são fortemente influenciadas pelas características geográficas e dinâmica dos sistemas atmosféricos como ZCAS e sistemas frontais (REBOITA *et al.*, 2010).

Abaixo seguem as características das capitais São Paulo, Rio de Janeiro, Vitória e Belo Horizonte que pertencem a região Sudeste do país.

4.1.4.1 São Paulo – SP

O estado de São Paulo tem como capital a cidade de mesmo nome, São Paulo. A capital está localizada a 23,50°S de latitude e 36,60°O de longitude e a 760,2 metros de altitude (IBGE, 2010). São Paulo capital possui uma extensão territorial de 1.521,110 km² e conta com a maior população entre as capitais brasileiras (11.253.503 habitantes) (IBGE, 2010). Apesar da cidade de São Paulo possuir a maior população entre as capitais do Brasil, não é a capital com a maior proporção de idosos. São Paulo tem uma população idosa que representa apenas 14,1% da sua população total. O IDH de São Paulo é o sexto maior do país, junto com o IDH de Porto Alegre com valor de 0,805. A capital possui 74,8% das vias públicas arborizadas e 50,3% urbanizadas (IBGE, 2010).

A Figura 4.23 apresenta a normal climatológica (1981-2010) da temperatura média, máxima e mínima mensal e precipitação acumulada mensal.

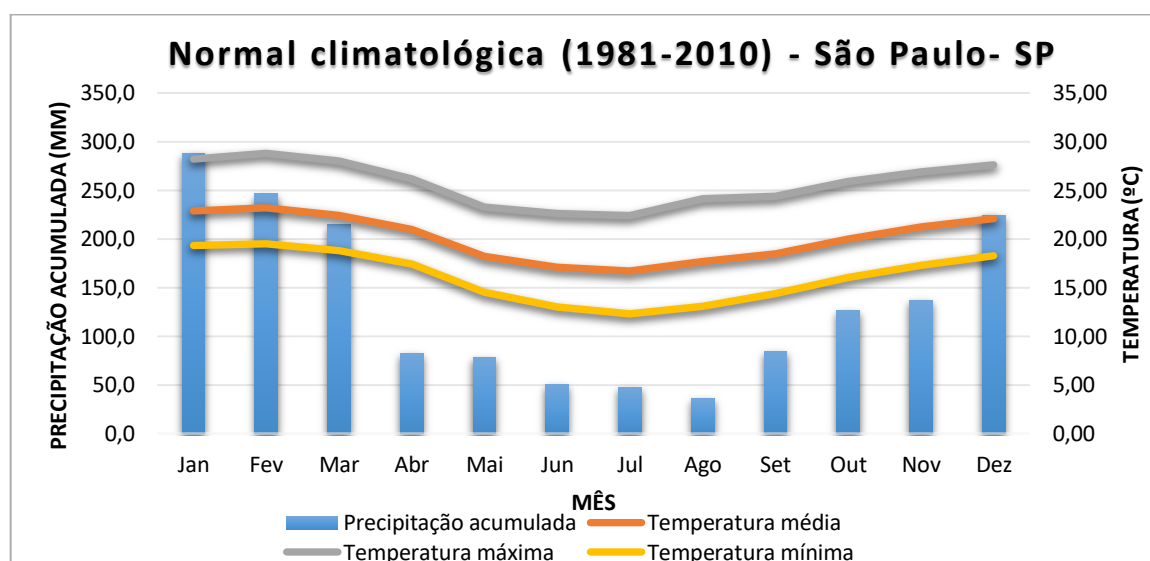


Figura 4.23– Normal climatológica de São Paulo – SP (1981-2010). Fonte: Elaborado pela autora a partir de dados do INMET.

A temperatura média em São Paulo no verão é de 22°C e no inverno 17°C. A temperatura máxima mais elevada ocorre no mês de fevereiro em média com 28,8°C, já a temperatura mínima ocorre no mês de julho com 12,3°C na média (INMET, 2021). Os maiores volumes de chuva ocorrem no verão e o mês que possui maior precipitação é o março, que tem precipitação

média de 214,5 mm. A umidade relativa varia entre 74 a 80% ao longo do ano, sendo o mês de agosto o mais seco (INMET, 2021).

A Tabela 4.21 apresenta os extremos de temperatura máxima e mínima em São Paulo de acordo com a estação meteorológica convencional de 1996 a 2020.

Tabela 4.21 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020

Extremos	Temperatura (°C)	Data
Máxima	38,0	02/10/2020
Mínima	-0,2*	13/06/2000

Fonte: Elaborado pela autora com dados do INMET (2021)

* Registro da estação do IAG/USP

4.1.4.2 Rio de Janeiro – RJ

O estado do Rio de Janeiro, assim como São Paulo, também possui capital de mesmo nome. Rio de Janeiro capital está localizada a 2,3 metros acima do nível do mar em 22,88°S de latitude e 43,18°O de longitude (IBGE, 2010). Possui a segunda maior população entre as capitais brasileiras com 6.320.446 habitantes nos seus 1.200,329 km² de área (IBGE, 2010). A proporção de idosos na cidade é a segunda maior do país, representando 17,2% da população total da capital. Possui o menor IDH da região com valor de 0,799. Rio de Janeiro conta com 70,5% das vias públicas arborizadas e 78,4% urbanizadas (IBGE, 2010).

A Figura 4.24 apresenta a normal climatológica (1981-2010) da temperatura média, máxima e mínima mensal e precipitação acumulada mensal.

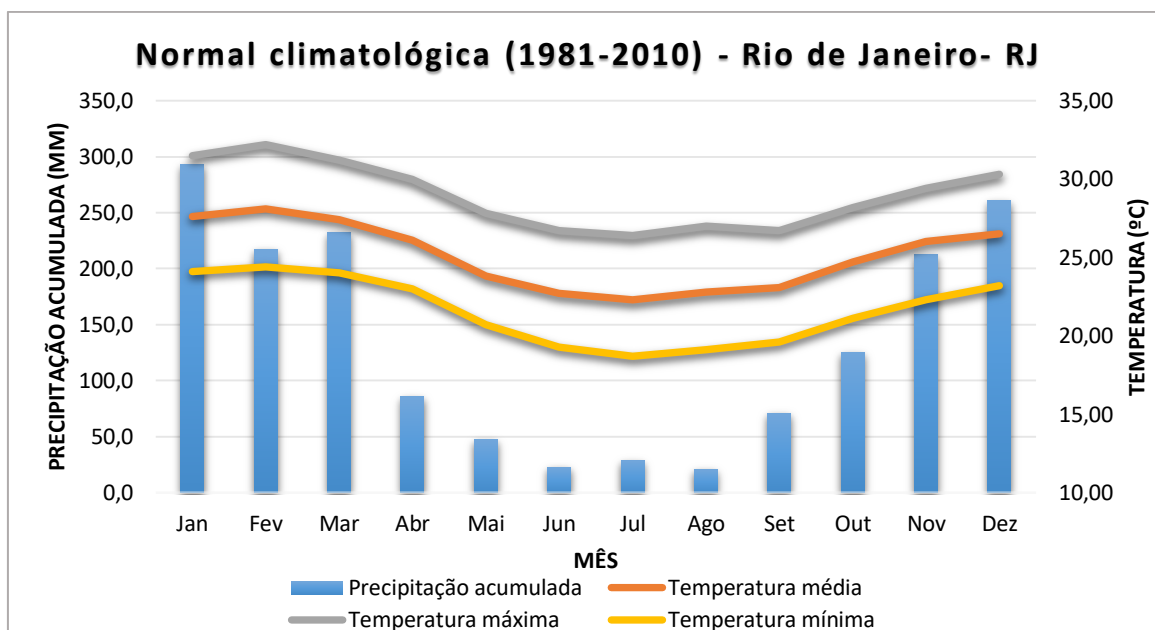


Figura 4.24– Normal climatológica de Rio de Janeiro – RJ (1981-2010). Fonte: Elaborado pela autora a partir de dados do INMET.

A temperatura média nos meses de verão no Rio de Janeiro é de 27,5°C, no inverno a temperatura média é mais amena em média 22,5°C. Assim como São Paulo, a temperatura máxima mais elevada é observada no mês fevereiro com 32,2°C na média climatológica. A temperatura mínima mais baixa é climatologicamente observada em julho com 18,7°C na média (INMET, 2021). A precipitação é mais elevada no mês de fevereiro com média de 137 mm (INMET, 2021).

A Tabela 4.22 apresenta os extremos de temperatura máxima e mínima no Rio de Janeiro de acordo com a estação meteorológica convencional de 1996 a 2020.

Tabela 4.22 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020

Extremos	Temperatura (°C)	Data
Máxima	42,0	28/05/2020
Mínima	12,8	13/08/2009

Fonte: Elaborado pela autora com dados do INMET (2021)

4.1.4.3 Vitória – ES

Vitória é a cidade brasileira capital do estado do Espírito Santo e está localizada a 20,31°S de latitude e 40,31°O de longitude a 3,3 metros de altitude. Com uma extensão territorial de 97,123 km² é a menor capital em termos de área do país e possui a terceira menor população de todas capitais do país (327.801 habitantes). A população idosa de Vitória equivale a 14,4% de sua população total. Apesar de ser a menor capital em área territorial do país e possuir uma população pequena, é a capital que tem o maior IDH da região Sudeste e segundo maior do país (0,845).

A Figura 4.25 apresenta a normal climatológica (1981-2010) da temperatura média, máxima e mínima mensal e precipitação acumulada mensal.

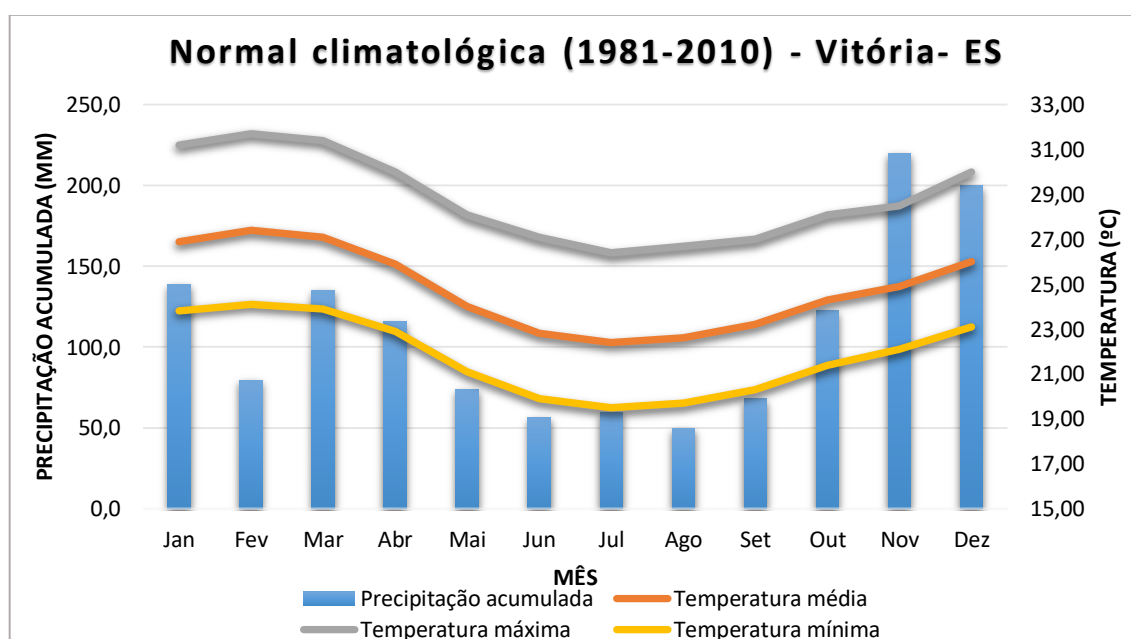


Figura 4.25– Normal climatológica de Vitória – ES (1981-2010). Fonte: Elaborado pela autora a partir de dados do INMET.

Em Vitória a temperatura média nos meses de verão é em média 27,2°C, com máxima em fevereiro de 31,7°C (INMET, 2021). No inverno a temperatura média é 22,5°C, tendo mínima de 19,5°C no mês de julho. Novembro é o mês com maior acúmulo de chuva em Vitória registrando 219,9 mm na média climatológica (INMET, 2021). Já agosto de acordo com a

normal climatológica da cidade (1981-2010), é o mês com menor acúmulo de chuva, registrando em média 50 mm (INMET, 2021).

A Tabela 4.23 apresenta os extremos de temperatura máxima e mínima em Vitória de acordo com a estação meteorológica convencional de 1996 a 2020.

Tabela 4.23 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020

Extremos	Temperatura (°C)	Data
Máxima	39,6	25/02/2006
Mínima	14,4	06/09/2006

Fonte: Elaborado pela autora com dados do INMET (2021)

4.1.4.4 Belo Horizonte – MG

O estado de Minas Gerais tem como capital a cidade de Belo Horizonte, que está localizada a 858,3 metros de altitude em 19,93°S de latitude e 43,93°O de longitude. Belo Horizonte é a única capital da região Sudeste que não tem influência direta do oceano, como por exemplo, a brisa marítima/terrestre, por estar mais distante de qualquer região litorânea (aproximadamente 500 km). Com uma extensão territorial de 331,354 km², Belo Horizonte possui uma população de 2.375.151 habitantes, sendo a terceira maior população entre as capitais da região Sudeste, e uma população idosa que equivale a 14,8% da sua população total. Possui o segundo maior IDH da região, com valor de 0,810. Pelo censo de 2010 do IBGE, a capital tem 82,7% de vias públicas arborizadas e 44,2% de vias públicas urbanizadas.

A Figura 4.26 apresenta a normal climatológica (1981-2010) da temperatura média, máxima e mínima mensal e precipitação acumulada mensal.

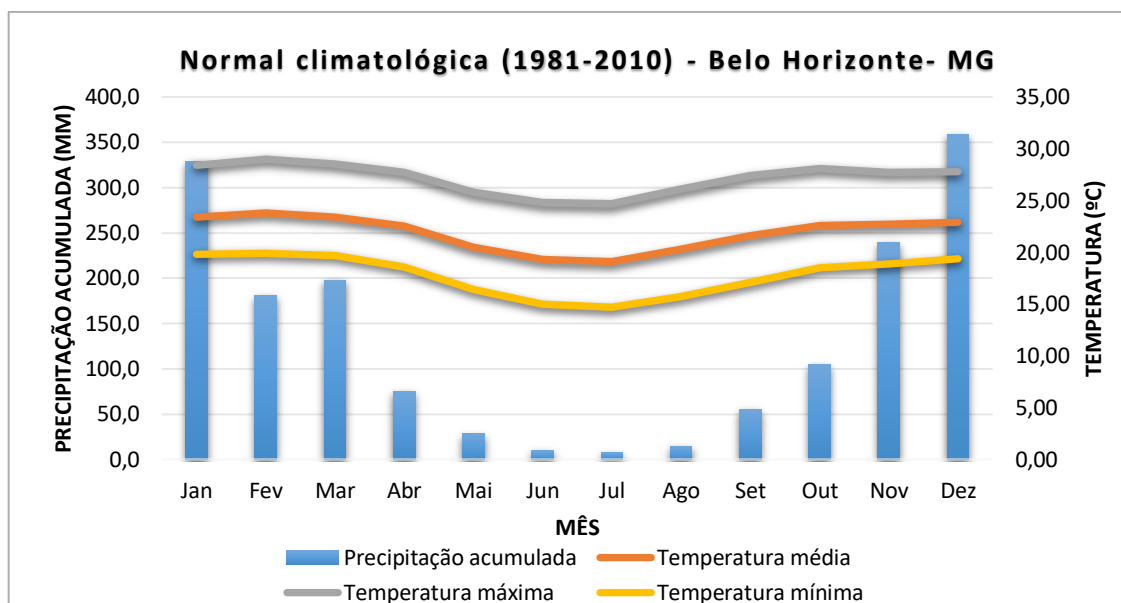


Figura 4.26– Normal climatológica de Belo Horizonte – MG (1981-2010). Fonte: Elaborado pela autora a partir de dados do INMET.

O verão em Belo Horizonte tem temperatura média de 23,4°C e a máxima é observada no mês de fevereiro com 29°C (INMET, 2021). As temperaturas mais baixas são observadas nos meses de inverno com temperatura média de 19,5°C e a mínima da estação é observada no mês de julho com 14,7°C (INMET, 2021). O inverno é muito seco comparado com as demais capitais da região, a precipitação acumulada média nessa época do ano é de 11,4 mm/mês, já nos meses de dezembro e janeiro o oposto é observado, registrando em média 340 mm/mês (INMET, 2021).

A Tabela 4.24 apresenta os extremos de temperatura máxima e mínima em Belo Horizonte de acordo com a estação meteorológica convencional de 1996 a 2020.

Tabela 4.24 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020

Extremos	Temperatura (°C)	Data
Máxima	37,4	22/10/2015
Mínima	8,0	09/06/1997

Fonte: Elaborado pela autora com dados do INMET (2021)

4.1.5 REGIÃO SUL

A região Sul do Brasil é composta por três estados: Paraná (PR), Santa Catarina (SC) e Rio Grande do Sul (RS). As capitais dos seus respectivos estados são: Curitiba, Florianópolis e Porto Alegre. As capitais da região Sul do país têm os maiores IDHs do Brasil e apesar da região ter apenas três capitais, as populações destas capitais somam mais de 3.582.498 habitantes (IBGE, 2010).

Os regimes de precipitação da região Sul variam com a localização geográfica. Em cidades mais ao norte da região a precipitação é do tipo monção, isto é, apresenta grandes diferenças entre o inverno e verão. Aquelas cidades que estão mais ao sul da região, apresentam um regime de precipitação mais uniforme ao longo do ano, com chuvas mais intensas durante o inverno (GRIMM, 2009; REBOITA *et al.*, 2010). O sul da região possui uma amplitude térmica alta, isto é, a diferença de temperatura entre o verão e inverno é de em média 11°C, principalmente em cidades que têm uma topografia mais elevada (GRIMM, 2009). O El Niño Oscilação Sul (ENOS) causa impactos no regime de precipitação da região Sul, ocasionando diminuição das chuvas nos períodos de La Niña e aumento em períodos de El Niño (GRIMM *et al.*, 1998; GRIMM, 2009).

Abaixo seguem as características das capitais Curitiba, Florianópolis e Porto Alegre que pertencem a região Sul do país.

4.1.5.1 Curitiba – PR

Curitiba é um município brasileiro, capital do estado do Paraná, está localizado a 934,6 metros de altitude e a capital da região Sul que está em uma latitude mais baixa (25,43°S de latitude e 49,26°O de longitude). Com 434,892 km² de extensão territorial, Curitiba é a capital mais populosa da região Sul com 1.751.907 habitantes e possui o segundo maior IDH da região com valor de 0,823 (IBGE, 2010). A população idosa da cidade representa 13,6% da sua população total. A capital tem 76,1% de arborização das vias públicas e 59,1% de urbanização (IBGE, 2010).

A Figura 4.27 apresenta a normal climatológica (1981-2010) da temperatura média, máxima e mínima mensal e precipitação acumulada mensal.

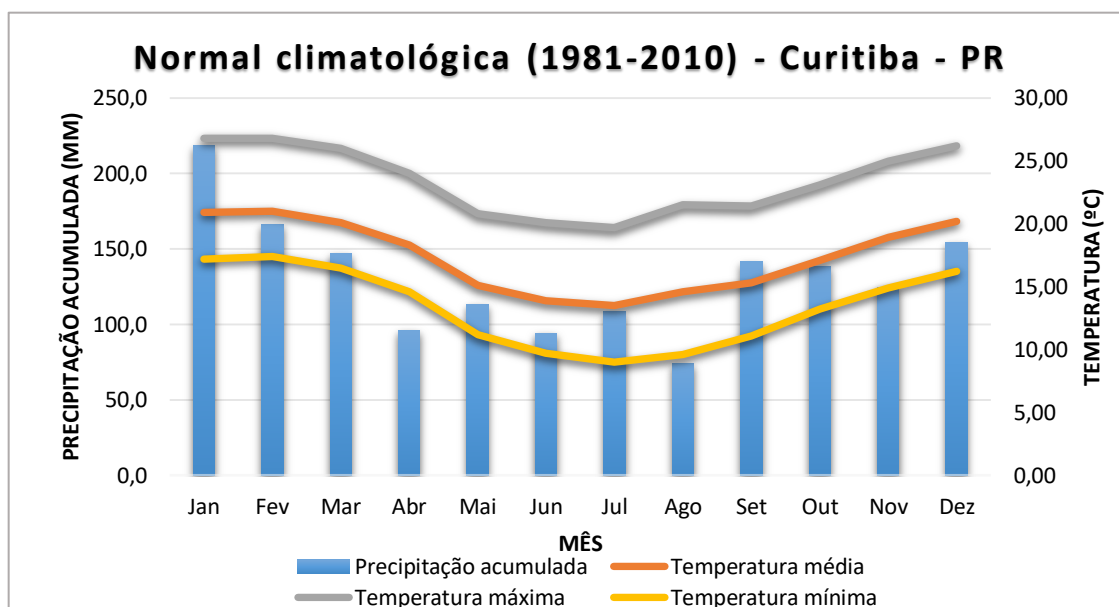


Figura 4.27– Normal climatológica de Curitiba – PR (1981-2010). Fonte: Elaborado pela autora a partir de dados do INMET.

A temperatura média de Curitiba é mais elevada nos meses de verão, em média 20°C. Já no inverno as temperaturas são mais amenas, em média 13,4°C. As temperaturas máximas atingem em média 26,8°C nos meses de janeiro e fevereiro e as mínimas 9,2°C em junho, julho e agosto (INMET, 2021). Apesar de chover durante todo o ano, o maior volume de precipitação ocorre no mês de janeiro com média de 218,3 mm. Por chover durante todos os meses do ano, a umidade relativa é praticamente constante em todas as épocas do ano (cerca de 80%). Curitiba já teve ocorrência neve durante três vezes no último século, sendo a primeira em 1975, a segunda em 2013 e a última em 2020 (ESTADÃO, 2020).

A Tabela 4.25 apresenta os extremos de temperatura máxima e mínima em Curitiba de acordo com a estação meteorológica convencional de 1996 a 2020.

Tabela 4.25 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020

Extremos	Temperatura (°C)	Data
Máxima	35,4	02/10/2020
Mínima	-3,5	14/07/2000

Fonte: Elaborado pela autora com dados do INMET (2021)

4.1.5.2 Florianópolis – SC

A capital do estado de Santa Catarina é a cidade de Florianópolis. Florianópolis está majoritariamente localizada em na ilha de Santa Catarina (27,58°S de latitude e 48,56°O de longitude) a 22,7 metros acima do nível do mar. Florianópolis tem 674,844 km² de área territorial e possui a menor população entre as capitais da região Sul do Brasil, com 421.240 habitantes, sendo que a população idosa representa 14,3% desta população (IBGE, 2010). Apesar de possuir a menor população das capitais na região, Florianópolis tem o maior IDH entre todas as capitais brasileiras (0,847) (IBGE, 2010). Pelo censo de 2010, a capital possui apenas 32% de arborização de vias públicas e 54,4% de urbanização destas vias (IBGE, 2010).

A Figura 4.28 apresenta a normal climatológica (1981-2010) da temperatura média, máxima e mínima mensal e precipitação acumulada mensal.

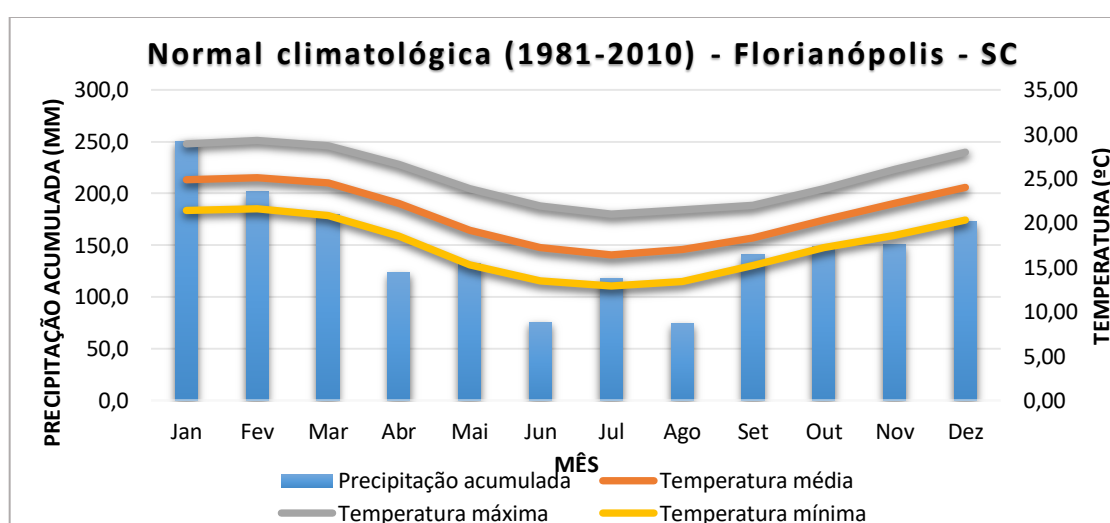


Figura 4.28 – Normal climatológica de Florianópolis – SC (1981-2010). Fonte: Elaborado pela autora a partir de dados do INMET.

Assim como Curitiba, as temperaturas médias são mais elevadas nos meses de verão e mais amenas nos meses de inverno. Entretanto, de acordo com a normal climatológica (1981 a 2010) da estação automática do INMET, em valores, a temperatura média no verão em Florianópolis é mais baixa do que em Curitiba, com 25°C (INMET, 2021). Já no inverno a temperatura média é de 17°C, mais elevada do que Curitiba nessa mesma época do ano (INMET, 2021). A temperatura máxima em Florianópolis é em média 29,3°C em fevereiro (mês de temperatura mais elevada) e mínima em julho com 12,9°C (INMET, 2021). Assim como Curitiba, o regime de precipitação em Florianópolis não possui uma sazonalidade definida, entretanto o maior volume de precipitação também é registrado em janeiro em média 250,6 mm (INMET, 2021).

A Tabela 4.26 apresenta os extremos de temperatura máxima e mínima em Florianópolis de acordo com a estação meteorológica convencional de 1996 a 2020.

Tabela 4.26 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020

Extremos	Temperatura (°C)	Data
Máxima	40,0	03/01/2019
Mínima	2,6	12/06/2016

Fonte: Elaborado pela autora com dados do INMET (2021)

4.1.5.3 Porto Alegre – RS

A cidade de Porto Alegre é capital do estado do Rio Grande do Sul, localizada a 7,3 metros acima do nível do mar, é a capital mais sul de latitude do Brasil (30,02°S de latitude e 51,22°O de longitude). A população total de Porto Alegre é 1.409.351 habitantes em uma extensão territorial de 495,390 km² (IBGE, 2010). A proporção de idosos na cidade de Porto Alegre é a maior entre todas as capitais do Brasil, representando 17,9% da população total da capital. Porto Alegre tem o menor IDH da região Sul, mas possui o 6º (sexto) maior IDH entre as capitais brasileiras. Tem a segunda maior taxa de arborização de vias públicas do país (82,7%) e 69,4% de urbanização (IBGE, 2010).

A Figura 4.29 apresenta a normal climatológica (1981-2010) da temperatura média, máxima e mínima mensal e precipitação acumulada mensal.

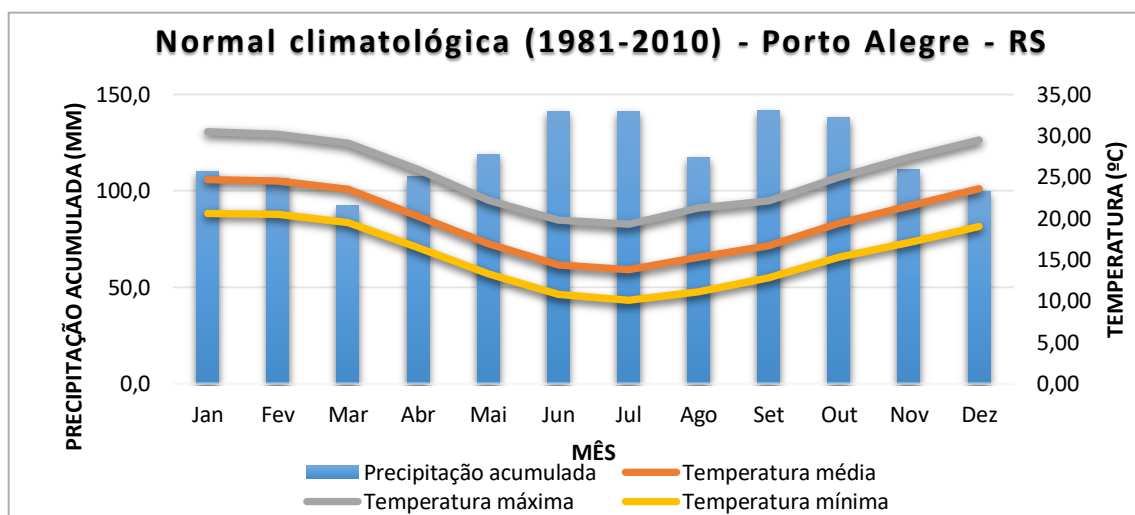


Figura 4.29 – Normal climatológica de Porto Alegre – RS (1981-2010). Fonte: Elaborado pela autora a partir de dados do INMET.

A sazonalidade da temperatura média é a mesma que nas outras duas capitais da região. A temperatura média no verão é de 24,1°C e no inverno é de 14,6°C (INMET, 2021). As temperaturas máximas são mais elevadas durante o verão comparado com as duas demais capitais da região, sendo em média 30°C (INMET, 2021). O maior volume de precipitação em Porto Alegre ocorre durante o inverno (em média 130 mm/mês), devido a maior entrada de frentes frias na região nessa época do ano. Em Porto Alegre neveu apenas cinco vezes nesse último século, 1974, 1984, 2000, 2006 e 2017 (CLIMATEMPO, 2017).

A Tabela 4.27 apresenta os extremos de temperatura máxima e mínima em Porto Alegre de acordo com a estação meteorológica convencional de 1996 a 2020.

Tabela 4.27 – Temperatura máxima e mínima extremas de 1996 a 2020

Extremos	Temperatura (°C)	Data
Máxima	40,6	06/12/2014
Mínima	0,0	14/07/2000

Fonte: Elaborado pela autora com dados do INMET (2021).

4.2 DESCRIÇÃO DOS DADOS

Este subcapítulo apresenta todos os dados obtidos e métodos para a execução da pesquisa. Em 4.2.1 é apresentado como foi obtido os dados mortalidade de idosos por doenças respiratórias (DRSP) e doenças cardiovasculares (DCV) nas capitais brasileiras. Em 4.2.2 é apresentado a fonte dos dados da população idosa estimada de 1996 a 2020 e como foram feitas as projeções de 2021 a 2100. Em 4.2.3 é apresentado como foram obtidas as variáveis meteorológicas do estudo (observadas e projetadas). Em 4.2.4 a metodologia para o cálculo do Índice de Calor máximo (IC) é apresentada. Em 4.2.5 os métodos para agrupamento dos dados em período quente e frio é apresentado.

4.2.1 DADOS DE MORTALIDADE DE IDOSOS

Os dados diários de mortalidade foram obtidos pelo site do Departamento de Informática do Sistema Único de Saúde (DATASUS) para o período de 01 de janeiro de 1996 a 31 de dezembro de 2016. As informações de mortalidade foram obtidas das capitais dos 26 estados brasileiros e do Distrito Federal (um total de 27 cidades) apenas de óbitos referentes às doenças do aparelho circulatório e respiratório (Classificação Internacional de Doenças – CID-10: I00-J99) separadas por gênero de pessoas com 60 anos ou mais, idade na qual pode-se considerar idoso pelo Estatuto do Idoso Brasileiro de 2003.

Os dados obtidos de mortalidade de idosos foram analisados em termos de taxa de mortalidade anual (para que fosse possível fazer comparações entre as cidades) separadas por doença (respiratória e cardiovascular) no período do presente de 1996 a 2016. A taxa de mortalidade anual a cada cem mil habitantes idosos de cada capital foi calculada utilizando a Equação 4.1 (HENRY & SIEGEL, 1980).

$$taxa = \frac{\text{Número anual de mortes}}{\text{População anual residente}} \times 100.000 \quad (4.1)$$

Algumas capitais não possuem o período de dados de mortalidades do presente completos, com alguns anos faltantes como Brasília (anos de 1996, 1997 e 1998 faltantes),

Florianópolis (anos de 1996, 1997, 1999, 2000 e 2003 faltantes), Porto Alegre (anos de 1996, 1997, 2014 e 2015 faltantes), Teresina (anos de 2003 a 2011) e Fortaleza (anos de 2013 a 2016 faltantes). Desta forma, as análises foram feitas apenas para os anos disponíveis em cada capital.

4.2.2 DADOS DA POPULAÇÃO IDOSA

A estimativa da população anual total e idosa separadas por gênero de cada uma das 26 capitais e do Distrito Federal foi obtida pelo site do DATASUS para o período de 1996 a 2020. Com relação as projeções da população idosa, elas foram realizadas para o período de 2021 a 2100 utilizando a Equação 4.2 (HENRY & SIEGEL, 1980).

$$P_{projetada} = P e^{rt} \quad (4.2)$$

onde $P_{projetada}$ é a população projetada no t , P é a população anual atual, r é a taxa de crescimento da população idosa e t é o período. A taxa de crescimento populacional no futuro para cada cidade foi baseada em projeções da população idosa do Brasil pela *United Nations World Population Prospects 2019*, disponibilizadas no site www.population.un.org no período de 2021 a 2100, com variância na fertilidade baixa, mediana e alta.

4.2.3 VARIÁVEIS METEOROLÓGICAS

4.2.3.1 Dados observados

Os dados observados diários da temperatura máxima e umidade relativa média do ar do período que compreende 1 de janeiro de 1996 a 31 de dezembro de 2016 foram obtidos a partir do banco de dados históricos do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) das estações localizadas em cada uma das capitais dos 26 estados do Brasil e do Distrito Federal, exceto em Porto Velho (não havia dados históricos disponíveis na plataforma até o momento da

finalização do processo de obtenção de dados desta tese). A Tabela 4.28 apresenta a quantidade de dias com dados faltantes de 1996 a 2016 para cada capital e Distrito Federal.

Tabela 4.28 – Dados faltantes das estações automáticas de 1996 a 2016.

Capital	1996-2003 (dias)	2004-2010 (dias)	2011-2016 (dias)	Total faltante (dias)
Aracaju	1 (0%)	5 (0%)	7 (0%)	13 (0%)
Belém	6 (0%)	4 (0%)	1 (0%)	11 (0%)
Belo Horizonte	3 (0%)	4 (0%)	1 (0%)	8 (0%)
Boa Vista	167 (6%)	56 (2%)	140 (6%)	363 (5%)
Brasília	407 (14%)	270 (11%)	982 (45%)	1659 (22%)
Campo Grande	1536 (53%)	54 (2%)	1261 (58%)	2851 (37%)
Cuiabá	751 (26%)	584 (23%)	167 (8%)	1502 (20%)
Curitiba	285 (10%)	0 (0%)	0 (0%)	285 (4%)
Florianópolis	649 (22%)	2 (0%)	0 (0%)	651 (9%)
Fortaleza	23 (1%)	0 (0%)	0 (0%)	23 (0%)
Goiânia	1 (0%)	11 (0%)	3 (0%)	15 (0%)
João Pessoa	35 (1%)	11 (0%)	1 (0%)	47 (1%)
Macapá	372 (13%)	1 (0%)	54 (2%)	427 (6%)
Maceió	4 (0%)	650 (25%)	16 (1%)	670 (9%)
Manaus	2 (0%)	2 (0%)	62 (3%)	66 (1%)
Natal	6 (0%)	1 (0%)	0 (0%)	7 (0%)
Palmas	407 (14%)	270 (11%)	982 (45%)	1659 (22%)
Porto Alegre	275 (9%)	0 (0%)	1 (0%)	276 (4%)
Porto Velho	- (100%)	- (100%)	- (100%)	- (100%)
Recife	2 (0%)	2 (0%)	4 (0%)	8 (0%)
Rio Branco	359 (12%)	6 (0%)	33 (2%)	398 (5%)
Rio de Janeiro	2321 (79%)	54 (2%)	8 (0%)	2383 (31%)
Salvador	0 (0%)	2 (0%)	5 (0%)	7 (0%)
São Luís	8 (0%)	0 (0%)	1 (0%)	9 (0%)
São Paulo	0 (0%)	28 (1%)	63 (3%)	91 (1%)
Teresina	18 (0%)	92 (4%)	174 (8%)	284 (4%)
Vitória	66 (2%)	62 (2%)	4 (0%)	132 (2%)

Fonte: Elaborada pela autora (2022).

Pela não disponibilização dos dados históricos de estações meteorológicas da cidade de Porto Velho e pela quantidade de dados diários faltantes nas demais cidades brasileiras, decidiu-se por utilizar dados diários de reanálise do ERA-Interim, disponibilizados pelo *European Centre for Medium-Range Weather Forecasts* (ECMWF), com resolução espacial de 0,75 x 0,75 para os pontos de grade de cada uma das capitais brasileiras (DEE *et al.*, 2011). As variáveis obtidas da reanálise foram a temperatura máxima a 2 metros desde o pós-processamento anterior e temperatura do ponto de orvalho a 2 metros.

Os dados diários da temperatura máxima pós-processamento de todos os passos (3, 6 e 9) e horários (00 e 12 UTC) disponíveis foram obtidos. Utilizando o software *Grid Analysis and Display System* (GrADS), as reanálises da temperatura máxima de cada passo e cada horário foram extraídas para as coordenadas geográficas de cada uma das capitais do Brasil e do Distrito Federal. Após a extração dos dados para cada capital, foi obtido o maior valor da temperatura máxima entre os passos e horários extraídos de cada dia, para que assim pudesse se ter o valor da temperatura máxima de cada dia. O mesmo foi feito para a temperatura do ponto de orvalho, que foi extraída do passo e horário correspondente a temperatura máxima do dia.

A umidade relativa do ar associada a temperatura máxima diária foi obtida através da relação psicrométrica apresentada nas Equações 4.3, 4.4 e 4.5 (BOLTON, 1980).

$$UR = \frac{e}{es} 100 \quad (4.3)$$

onde UR é a umidade relativa do ar em porcentagem (%), es é a pressão de vapor saturada e e é a pressão de vapor.

Os valores de es foram obtidos pela integração da equação de Clausius-Clapeyron, em que a pressão de vapor saturada pode ser obtida em função da temperatura do ar ($es = f(T)$). A relação é apresentada pela Equação 5.4.

$$es = 6,11 \exp\left(\frac{17,67T}{T + 243,5}\right) \quad (4.4)$$

onde T é a temperatura do ar (°C).

Como em um mesmo nível isobárico $e(T) = es(T_d)$, a mesma relação pode ser utilizada para obter os valores da pressão de vapor (e), representada pela Equação 5.5.

$$e = 6,11 \exp\left(\frac{17,67T_d}{T_d + 243,5}\right) \quad (4.5)$$

onde T_a é a temperatura do ponto de orvalho (°C).

Para realizar a substituição dos dados observados de estações meteorológicas pelos dados de reanálise foi inicialmente aplicado um método estatístico para checar a existência de associação entre estes dados que está apresentado na seção de “Estatística Inferencial”.

4.2.3.2 Dados de modelos climáticos

Os dados climáticos são as saídas dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5. Os dados referem-se as simulações do clima histórico e as projeções diárias de mudança do clima das variáveis temperatura máxima do ar a 2 metros (MXTP) e umidade relativa do ar a 2 metros (UR2M) nos cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas.

As saídas do modelo Eta foram obtidas com resolução espacial de vinte quilômetros reduzidas a partir dos modelos globais HADGEM2-ES e MIROC5. Estas informações foram disponibilizadas pelo CPTEC/INPE na plataforma PROJETA no site www.projeta.inpe.br (CHOU *et al.*, 2014). Entre os quatro modelos climáticos aninhados ao modelo Eta disponíveis na plataforma PROJETA (Eta-HADGEM2-ES, Eta-MIROC5, Eta-BESM e Eta-CANESM2), apenas os modelos climáticos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 foram escolhidos para a realização desta pesquisa. É aconselhável pela própria plataforma utilizar o maior número de modelos e cenários climáticos possíveis, para que todas as incertezas existentes sejam analisadas. Estes modelos foram escolhidos, pois apresentaram melhor validação que os demais, além disso já existem publicações validando os resultados deles para diferentes variáveis (CHOU *et al.*, 2014; LYRA *et al.*, 2017; DINIZ, *et al.*, 2020). Vale destacar que a saída do modelo Eta-HADGEM2-ES possui calendário de 360 dias em cada ano, isto é, todos os meses possuem 30 dias (CHOU *et al.*, 2014). Já a saída do modelo Eta-MIROC5 possui calendário de 365 dias no ano, sem o ano bissexto (CHOU *et al.*, 2014).

Foram obtidas as projeções climáticas apenas dos cenários climáticos RCP4.5 e RCP8.5, pois apenas as saídas destes estão disponíveis na plataforma. As simulações climáticas do período histórico ou de referência (também conhecida como *baseline*) foram extraídas do ponto referente à coordenada geográfica de cada capital brasileira e Distrito Federal do período de 01 de janeiro de 1996 a 31 de dezembro de 2005. As projeções de mudanças do clima também foram extraídas por ponto referente à coordenada geográfica de cada cidade para o período de

01 de janeiro de 2030 a 31 de dezembro de 2050 (chamado aqui de futuro próximo) e 01 de janeiro de 2079 a 31 dezembro de 2099 (chamado aqui de futuro distante). As simulações históricas (*baseline*) dos modelos climáticos não estão disponíveis para o período 1996–2016, correspondentes aos dados observados (considerado como presente), sendo assim para que os dados estivessem no mesmo período, foram utilizados os dados iniciais de projeção de mudança do clima no cenário RCP4.5 do período de 2006 a 2016 corrigidos para complementar estes dados.

4.2.4 O ÍNDICE DE CALOR (IC)

O IC foi desenvolvido pelo Serviço Nacional de Meteorologia da NOAA (NWS) através de análises de regressão múltipla das equações de Steadman (1979) para exposição à radiação e ao vento, como forma de usar apenas duas variáveis independentes convencionais, como temperatura do ar e umidade relativa do ar. (STEADMAN, 1979a; 1979b). O índice de calor pode ser calculado pela Equação 4.6:

$$\begin{aligned}
 IC = & -42.379 + 2.04901523T + 10.14333127U - 0.22475541TU - 6.83783 \\
 & \times 10^{-3}T^2 - 5.481717 \times 10^{-2}U^2 + 1.22874 \times 10^{-3}T^2U + 8.5282 \\
 & \times 10^{-4}TU^2 - 1.99 \times 10^{-6}T^2U^2
 \end{aligned} \tag{4.6}$$

onde T é a temperatura máxima do ar em Fahrenheit (°F) e U é a umidade relativa do ar em porcentagem (%). Em geral, o IC é calculado para temperaturas acima de 80,6 °F (27,6 °C) e umidade relativa acima de 40%. Para condições em que U é maior que 85% e temperatura ambiente menor que 80 °F, a seguinte configuração é subtraída de IC : Ajuste = [(85 U) ÷ 10] × [(87 T) ÷ 5]. O resultado em °F é convertido para graus Célsius (°C). A Tabela 4.29 apresenta as classificações e os efeitos na saúde para diferentes intervalos de IC .

Tabela 4.29 - Classificação do Índice de Calor e os efeitos sobre a saúde

IC (°C)	Classificação	Efeitos na saúde
27-32	Cuidado	Possível fadiga com exposição prolongada e/ou atividade física
32-41	Cuidado extremo	Possível insolação, câimbras e exaustão por calor com exposição prolongada e/ou atividade física
41-54	Perigo	Possível insolação, câimbras ou provável exaustão pelo calor, e estresse pelo calor com exposição prolongada e/ou atividade física
Acima de 54	Perigo extremo	Provável alto grau de insolação com exposição contínua

Fonte: Adaptado de Steadman (1979)

4.2.5 AGRUPAMENTO EM PERÍODO QUENTE E PERÍODO FRIO

Todos os dados, tanto de mortalidade quanto de variáveis meteorológicas foram agrupados em períodos quentes e frios.

O agrupamento dos meses em período quente e período frio foi feito considerando apenas a temperatura máxima de cada capital. Para verificar quais meses podem ser considerados quentes (seis meses mais quentes do ano) e quais meses podem ser considerados frios (seis meses menos quentes do ano) em cada região do Brasil, mapas da média mensal da temperatura máxima dos dados observados (1996-2016) de cada capital foram plotados, como mostra a Figura 4.30. A partir destes mapas foi possível analisar a temperatura máxima mensal de cada capital e fazer uma junção por região administrativa do Brasil (Norte, Nordeste, Centro-Oeste, Sudeste e Sul) dos meses mais quentes (aqui denominados de período quente) e menos quentes (aqui denominados de período frio) de cada região. Entretanto, a variação mensal da temperatura máxima de algumas capitais brasileiras não se enquadrava nos meses definidos como quentes ou frios para as demais capitais que compõem a mesma região. Desta forma, aquelas capitais em que os meses quentes e meses frios não se enquadravam com a região pertencente (considerados aqui como exceções), a separação foi feita com base em outra região que os meses quentes e frios se enquadrasse melhor, como mostra o Quadro 4.1. Todas as análises foram feitas separadamente para o período quente e período frio de cada região.

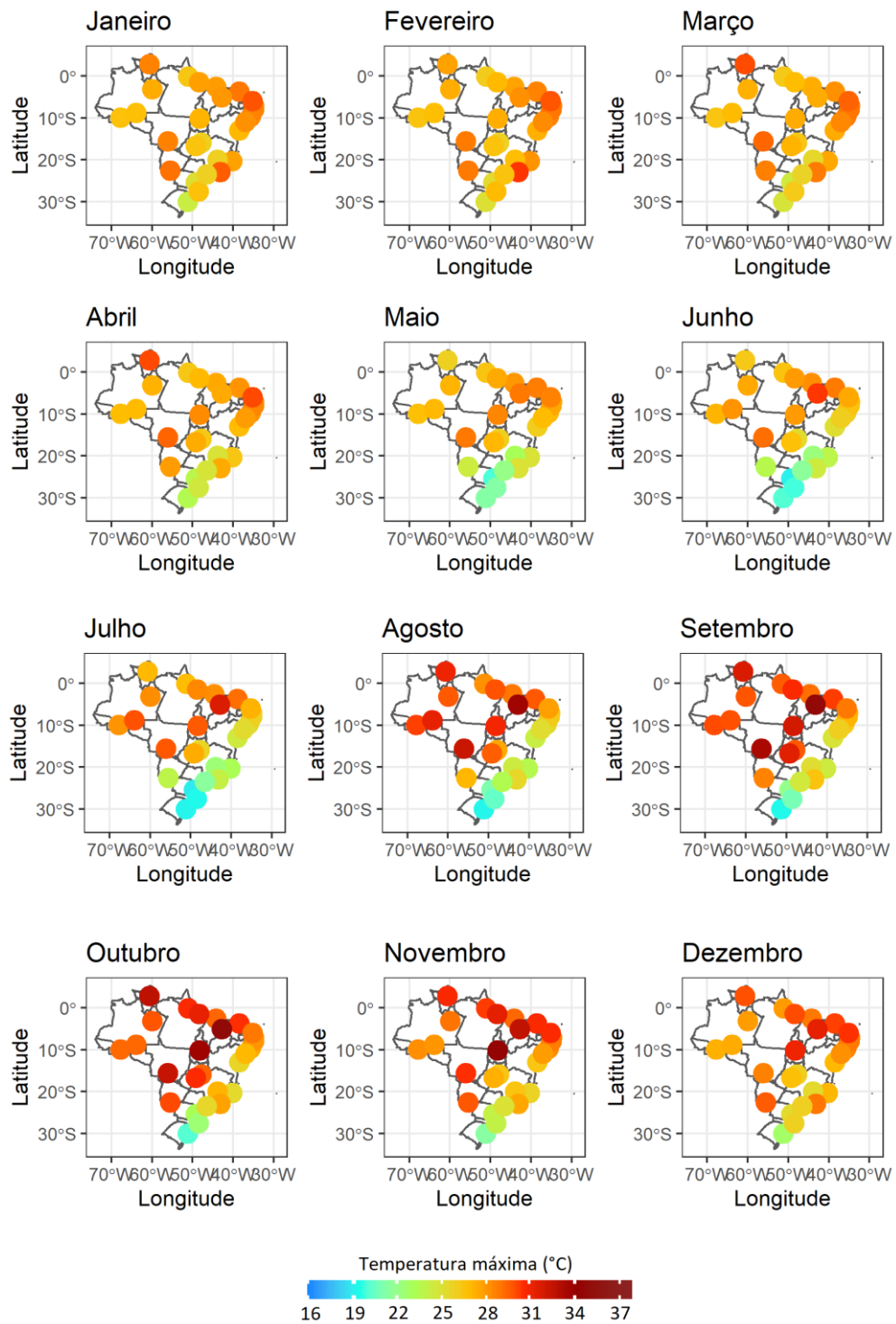


Figura 4.30 - Mapa mensal da temperatura máxima média das vinte seis capitais e Distrito Federal (1996-2016). Fonte: Elaborado pela autora (2022).

Quadro 4.1 – Separação dos meses quentes e frios para as capitais de cada região do Brasil, incluindo exceções.

Capitais	Período quente	Período frio
Região Norte - (Boa Vista) + (Fortaleza, Teresina e São Luís)	Julho a dezembro	Janeiro a junho
Região Nordeste - (Fortaleza, Teresina e São Luís)	Novembro a abril	Maió a outubro
Região Centro-Oeste - (Campo Grande) + (Boa Vista)	Agosto a Novembro e Março a abril	Dezembro a Fevereiro e Maio a Julho
Região Sudeste + (Campo Grande)	Outubro a março	Abril a setembro
Região Sul	Novembro a abril	Maió a outubro

Fonte: Elaborada pela autora (2022).

4.3 ESTATÍSTICA DESCRITIVA DOS DADOS

Este subcapítulo apresenta a metodologia utilizada para as análises estatísticas descritivas dos dados do estudo. A estatística descritiva é a etapa inicial de qualquer análise estatística e tem por objetivo descrever e resumir os dados do estudo (SILVA, 2016). As análises descritivas estão divididas em cinco partes como segue abaixo.

4.3.1 MÉDIA ARITMÉTICA

A média aritmética (\bar{x}) de um conjunto de dados é obtida somando-se todos os dados individuais (x_i) e dividindo pelo número total deste conjunto de dados (N). O cálculo da média aritmética é feito pela Equação 4.7 (TRIOLA, 1999).

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n x_i \quad (4.7)$$

4.3.2 DESVIO PADRÃO

O desvio padrão é uma medida que possui a mesma unidade de medida da variável e que mede o grau de dispersão de um conjunto de dados em relação à sua média. O cálculo do desvio padrão é feito pela Equação 4.8.

$$DP = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{N}} \quad (4.8)$$

4.3.3 SÉRIES TEMPORAIS

Uma série temporal é um conjunto de dados ordenados no tempo, que podem ser horários, diários, mensais e anuais (ANTUNES & CARDOSO, 2015). A partir das séries temporais é possível verificar o comportamento do conjunto de dados ao longo do tempo e constatar a presença de estacionaridade ou não estacionaridade (ANTUNES & CARDOSO, 2015).

Uma série temporal é considerada estacionária quando os dados se desenvolvem aleatoriamente em torno de uma média constante. A não estacionaridade está associada com a presença de tendência temporal dos dados (ANTUNES & CARDOSO, 2015). As séries temporais da taxa de mortalidade, variáveis meteorológicas e ondas de calor foram analisadas por meio de gráficos de linha e barra.

4.3.4 ANÁLISE DE VIÉS E ACURÁCIA DOS MODELOS CLIMÁTICOS

Inicialmente foi analisado o desempenho das simulações climáticas da temperatura máxima e umidade relativa dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5. Para

quantificação dos erros das simulações numéricas e avaliação da acurácia dessas simulações foram aplicados dois métodos.

O primeiro método chama-se Erro Médio (ME) também conhecido como viés (BIAS em inglês). O viés mostra se o modelo está subestimando ou superestimando os dados observados e é definido como:

$$ME = BIAS = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N m_i - o_i \quad (4.9)$$

onde m_i é a variável simulada e o_i é a variável observada.

O viés não traz informação sobre os erros individuais, e, portanto, não pode ser usado como medida de acurácia da simulação (HALLAK & PEREIRA FILHO, 2011). Os erros individuais positivos e negativos de mesma magnitude se cancelam, por isso, apesar de medir a tendência ou erro sistemático da simulação, não deve ser utilizado para verificar sua acurácia (HALLAK & PEREIRA FILHO, 2011). Desta forma, o método de Erro Absoluto Médio (da sigla em inglês MAE) também foi aplicado.

Por ser menos afetado por valores anormalmente extremos, o MAE é considerado um método preciso e robusto para verificar a habilidade de modelos numéricos (FOX, 1981). O MAE é descrito por:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |m_i - o_i| \quad (4.10)$$

4.3.5 IDENTIFICAÇÃO DAS ONDAS DE CALOR

As ondas de calor foram identificadas com o auxílio do pacote *heatwaveR* versão 0.4.4 do software R adaptando-o a definição dada por Russo *et al.* (2014), onde uma onda de calor é definida como um período de pelo menos três dias consecutivos com temperaturas máximas acima do limiar do nonagésimo percentil da temperatura máxima diária do período de

referência. O limiar é definido como o nonagésimo percentil dos máximos diários, centralizado em uma janela de 31 dias. Portanto, para um determinado dia d , o limiar é o nonagésimo percentil do conjunto de dados \mathbf{Ad} definido por:

$$A_d = \bigcup_{y_i=1996}^{yn=2016} \bigcup_{i=d-15}^{d+15} T_{y,i} \quad (4.12)$$

onde \mathcal{U} denota a união de conjuntos e $T_{y,i}$ é a temperatura máxima diária do dia i no ano y .

Vale ressaltar que há muitas metodologias na literatura para calcular ondas de calor (ROBINSON, 2001; OMM, 2001), entretanto, a definição de ondas de calor dada por Russo *et al.* (2014) foi escolhida para este estudo, pois atualmente é a definição mais utilizada entre pesquisadores da área por ser um método que identifica limiares do nonagésimo percentil diariamente ao longo do ano com base em um período de referência (CECCHERINI *et al.*, 2017; LANFREDI, 2018; BARBIER *et al.*, 2018). Este método permite identificar anomalias diárias da temperatura, o que torna a identificação das ondas de calor mais consistentes (RUSSO *et al.*, 2014; LANFREDI, 2018).

Em estudos biometeorológicos de múltiplas cidades, geralmente utilizam-se mais de um percentil no cálculo do limiar, pois os percentis de temperatura associados à mortalidade podem variar de região para região, sugerindo que a população tem potencial para se adaptar em algum grau ao clima local (GUO *et al.*, 2018; DINIZ *et al.*, 2020). Por esse motivo, além do nonagésimo percentil (P90), também foram identificadas ondas de calor com base nos limiares diários do nonagésimo quinto (P95) e nonagésimo oitavo (P98) percentis, estes limiares são frequentemente usados para identificar ondas de calor e associá-las com a mortalidade (GASPARRINI & ARMSTRONG, 2011; ZHANG *et al.*, 2018; GUO *et al.*, 2018; DINIZ *et al.*, 2020). O estudo de DINIZ *et al.* (2020) identificou as ondas de calor na cidade de São Paulo utilizando estes mesmos três percentis e as associou com as mortalidades de idosos na cidade para doenças respiratórias e cardiovasculares do gênero feminino e masculino, e notou-se que o risco a determinados limiares de temperatura varia de acordo com o gênero e doença, mostrando o quanto é importante analisar a influência de diferentes percentis na mortalidade.

Aplicando-se o nonagésimo (P90), nonagésimo quinto (P95) e nonagésimo oitavo (P98) percentis na série \mathbf{Ad} , obtém-se valores diários de temperatura máxima que representam o limiar

dos 10%, 5% e 2% dos casos mais elevados para as capitais brasileiras, respectivamente. Como os limiares são diários, isto é, variam de 1 a 365 dias, a apresentação de cada valor diário aqui para as 27 cidades seria inviável, desta forma a Tabela 4.30 apresenta a média diária dos valores do nonagésimo, nonagésimo quinto e nonagésimo oitavo percentis da série *Ad* (em °C) para o período quente e período frio das vinte e seis capitais e Distrito Federal, obtidos a partir dos dados observados (1996-2016)

Tabela 4.30 – Média do limiar diário do nonagésimo, nonagésimo quinto e nonagésimo oitavo percentil da série *Ad* de temperatura máxima (°C) para o período quente e frio.

Capitais	Período quente			Período frio		
	$P90_{[Ad]}$	$P95_{[Ad]}$	$P98_{[Ad]}$	$P90_{[Ad]}$	$P95_{[Ad]}$	$P98_{[Ad]}$
Aracaju	29,6	29,9	30,4	27,4	27,7	28,1
Belém	32,0	33,1	33,6	29,8	30,5	31,1
Belo Horizonte	29,6	30,5	31,3	26,9	27,7	28,4
Boa Vista	33,0	33,7	34,5	31,3	32,2	33,1
Brasília	30,8	31,6	32,4	28,8	29,6	30,3
Campo Grande	33,1	34,2	35,2	30,9	31,7	32,5
Cuiabá	34,5	35,4	36,3	32,2	33,1	34,1
Curitiba	28,8	29,8	30,9	26,2	27,3	28,2
Florianópolis	29,2	30,2	31,2	24,8	26,1	27,4
Fortaleza	31,1	31,3	31,5	30,5	30,9	31,4
Goiânia	32,2	33,0	33,8	29,9	30,7	31,5
João Pessoa	30,0	30,2	30,5	28,3	28,5	28,8
Macapá	31,3	31,8	32,4	28,2	28,9	29,5
Maceió	30,1	30,5	30,9	27,6	28,0	28,4
Manaus	32,3	33,2	34,2	30,1	30,9	31,8
Natal	31,7	32,0	32,3	29,8	30,1	30,3
Palmas	32,7	35,0	36,0	31,5	32,3	33,1
Porto Alegre	25,2	25,6	26,0	22,1	22,5	23,1
Porto Velho	32,0	32,9	33,8	29,1	29,9	30,6
Recife	30,5	30,8	31,1	28,4	28,7	29,0
Rio Branco	31,8	32,7	33,6	28,9	29,5	30,3
Rio de Janeiro	33,3	34,1	35,0	29,9	30,8	31,7
Salvador	28,1	28,4	28,8	26,2	26,5	26,8
São Luís	30,3	30,6	31,0	29,8	29,9	30,3
São Paulo	30,2	31,3	32,2	27,6	28,5	29,4
Teresina	35,7	36,2	36,7	31,9	32,9	33,8
Vitória	29,4	29,9	30,4	27,0	27,5	28,1

Fonte: Elaborada pela autora (2022).

A determinação de um dia com onda de calor é baseada na diferença entre a temperatura máxima diária do dia *d* (T_d) e a temperatura do nonagésimo, nonagésimo quinto e nonagésimo oitavo percentil do dia *d* correspondente ($P90_{[Ad]}$, $P95_{[Ad]}$ e $P98_{[Ad]}$), dando origem ao Índice de Calor Diário (ICD) representado pela Equação 4.13 (LANFREDI, 2018).

$$ICD = T_d - P90 \dots 98[A_d] \quad (4.13)$$

Os desvios positivos encontrados a partir da Equação 4.13 representam anomalias positivas da temperatura máxima diária, mas ainda não caracterizam um dia de onda de calor. Para definir um período de onda de calor a definição do número de dias consecutivos em que o ICD deve permanecer positivo é primordial. Sendo assim, neste estudo decidiu-se utilizar a mesma persistência em dias utilizada na definição de Russo *et al.* (2014), três dias consecutivos. Sendo assim, se o ICD se manter positivo em cada um dos percentis analisados separadamente durante três ou mais dias, considera-se esse período como uma onda de calor (HW). A persistência mínima de três dias consecutivos foi mantida fixa, por se tratar de um período considerável bom na identificação de ondas de calor, pensando em termos de saúde (MA *et al.*, 2015; GUO *et al.*, 2017; YIN & WANG, 2017; RIQUENA *et al.*, 2019; DINIZ *et al.*, 2020).

4.3.5.1 Hipóteses de adaptação às ondas de calor no futuro

O mesmo método descrito acima foi utilizado para identificar as ondas de calor no futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099). Entretanto, houve mudanças nos dados e valores dos limiares diários. Para verificar os impactos das futuras ondas de calor na saúde, utilizou-se a mesma metodologia aplicada primeiramente em Guo *et al.* (2018) e posteriormente em Diniz *et al.* (2020). Duas suposições sobre a adaptação às ondas de calor foram aqui consideradas:

- 1) **Não adaptação:** para identificar as ondas de calor no futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099) em uma hipótese de não adaptação, os limiares diários do nonagésimo, nonagésimo quinto e nonagésimo oitavo percentil foram calculados para o período do presente (1996-2016) assim como na Equação 4.12, porém considerando os dados históricos do modelo climático. Sendo assim, novos limiares diários (de 1 a 365 dias) foram obtidos a partir dos dados históricos dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5. Esses limiares obtidos foram utilizados para identificar as ondas de calor no presente (1996-2016), no futuro próximo (2030-2050) e no futuro distante (2079-2099). Nesta condição, assume-se que os humanos não conseguem se adaptar ao aumento da

temperatura com a mesma resposta à distribuição de temperatura (GUO *et al.*, 2018; DINIZ *et al.*, 2020). Esse método é frequentemente utilizado para caracterizar OC no futuro.

A Tabela 4.31 e 4.32 apresentam a média diária dos valores do nonagésimo, nonagésimo quinto e nonagésimo oitavo percentil da série *Ad* (em °C) no período quente e período frio das vinte e seis capitais e Distrito Federal, obtidos a partir dos dados dos modelos climáticos Eta-HADGEM-2S e Eta-MIROC5 (1996-2016), respectivamente.

Tabela 4.31 – Média do limiar diário do nonagésimo, nonagésimo quinto e nonagésimo oitavo percentil da série *Ad* de temperatura máxima (°C) para o período quente e frio, a partir dos dados históricos (1996-2016) do modelo Eta-HADGEM2-ES.

Capitais	Período quente			Período frio		
	$\overline{P90}_{[Ad]}$	$\overline{P95}_{[Ad]}$	$\overline{P98}_{[Ad]}$	$\overline{P90}_{[Ad]}$	$\overline{P95}_{[Ad]}$	$\overline{P98}_{[Ad]}$
Aracaju	29,7	30,3	31,2	27,5	27,9	28,6
Belém	32,3	32,8	33,4	29,5	30,0	30,8
Belo Horizonte	29,5	30,6	32,1	26,8	27,7	28,7
Boa Vista	32,1	32,5	32,9	31,0	31,3	31,7
Brasília	30,5	31,3	32,3	28,5	29,4	30,3
Campo Grande	33,5	34,6	35,7	30,2	31,0	31,9
Cuiabá	34,0	34,8	35,6	32,1	32,8	33,7
Curitiba	28,8	29,8	30,9	25,9	26,9	28,1
Florianópolis	29,1	30,0	31,1	25,4	26,5	27,7
Fortaleza	32,0	32,6	33,0	30,7	31,6	32,4
Goiânia	31,9	32,8	33,8	29,7	30,7	31,7
João Pessoa	30,0	30,3	30,8	28,4	28,8	29,2
Macapá	30,3	30,6	30,9	29,3	29,7	30,2
Maceió	30,3	30,9	31,8	27,9	28,3	29,0
Manaus	31,6	32,4	33,2	30,7	31,5	32,4
Natal	31,8	32,8	33,6	30,2	30,8	31,4
Palmas	34,7	35,3	36,0	30,7	31,4	32,4
Porto Alegre	25,3	25,9	26,5	22,1	22,6	23,2
Porto Velho	31,4	31,9	32,6	29,5	30,0	30,6
Recife	30,6	31,1	31,6	28,5	28,9	29,4
Rio Branco	34,5	35,3	36,2	30,4	31,1	31,8
Rio de Janeiro	33,1	34,2	35,5	29,8	30,9	32,1
Salvador	28,2	28,8	29,5	26,6	27,1	27,8
São Luís	30,7	31,4	31,9	29,2	30,0	30,8
São Paulo	30,2	31,4	32,9	27,0	28,1	29,1
Teresina	35,5	36,1	36,7	31,4	32,2	33,2
Vitória	29,4	30,1	31,0	27,2	27,9	28,8

Fonte: Elaborado pela autora (2022).

Tabela 4.32 – Média do limiar diário do nonagésimo, nonagésimo quinto e nonagésimo oitavo percentil da série Ad de temperatura máxima (°C) para o período quente e frio, a partir dos dados históricos (1996-2016) do modelo Eta-MIROC5.

Capitais	Período quente			Período frio		
	$P90_{[Ad]}$	$P95_{[Ad]}$	$P98_{[Ad]}$	$P90_{[Ad]}$	$P95_{[Ad]}$	$P98_{[Ad]}$
Aracaju	29,7	30,3	31,0	28,0	28,6	29,2
Belém	32,3	32,7	33,2	29,4	30,0	30,6
Belo Horizonte	29,1	29,9	30,8	27,6	28,5	29,6
Boa Vista	33,3	33,9	34,5	31,3	31,9	32,6
Brasília	30,7	31,6	32,4	28,6	29,4	30,1
Campo Grande	33,1	34,0	35,1	31,6	32,6	33,6
Cuiabá	34,0	34,6	35,3	31,8	32,4	33,0
Curitiba	28,9	29,8	30,7	26,4	27,7	28,9
Florianópolis	29,1	30,1	31,3	26,1	27,3	28,6
Fortaleza	31,2	31,6	32,1	30,6	31,1	31,6
Goiânia	32,1	32,9	33,8	29,8	30,5	31,3
João Pessoa	29,9	30,3	30,8	28,9	29,3	29,7
Macapá	30,6	31,0	31,3	28,6	29,0	29,6
Maceió	30,1	30,8	31,7	28,5	29,1	29,7
Manaus	31,8	32,3	32,9	29,2	29,8	30,3
Natal	31,6	32,2	32,9	30,5	31,1	31,7
Palmas	34,7	35,3	36,0	30,2	30,9	31,7
Porto Alegre	25,2	25,6	26,0	23,0	23,5	24,0
Porto Velho	31,4	31,9	32,5	28,6	29,1	29,6
Recife	30,3	30,9	31,6	29,1	29,6	30,2
Rio Branco	31,3	31,8	32,4	28,6	29,1	29,6
Rio de Janeiro	33,0	34,1	35,3	30,6	31,7	33,1
Salvador	27,9	28,5	29,1	27,3	27,9	28,5
São Luís	30,5	30,8	31,2	28,8	29,2	29,6
São Paulo	30,2	31,1	31,9	27,6	28,5	29,4
Teresina	35,3	35,8	36,3	30,8	31,3	31,8
Vitória	29,3	30,0	30,8	28,0	28,7	29,5

Fonte: Elaborado pela autora (2022).

2) **Adaptação completa hipotética:** nesta condição o limiar diário (Ad) da Equação 4.12 é recalculado, mas agora considerando os períodos de referência do futuro, como o período de 2030 a 2050 para identificar as ondas de calor no futuro próximo e de 2079 a 2099 para identificar as ondas de calor no futuro distante, ao invés do período de referência de 1996 a 2016 utilizado na hipótese de não adaptação. **Esta é uma adaptação hipotética meramente matemática, não são considerados índices e nem mudanças urbanas reais.** A média diária dos valores do nonagésimo, nonagésimo quinto e nonagésimo oitavo percentil destas novas séries ($Ad_{[2030-2050]}$ e $Ad_{[2079-2099]}$) para os

modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 no período frio e quente para o futuro próximo e distante estão apresentadas na Tabela 4.33 – 4.36, respectivamente.

Tabela 4.33 – Média do limiar diário do nonagésimo, nonagésimo quinto e nonagésimo oitavo percentil da série *Ad* de temperatura máxima (°C) para o período quente e frio, a partir das projeções climáticas para o futuro próximo (2030-2050) do modelo Eta-HADGEM2-ES.

Capitais	RCP4.5						RCP8.5					
	Período quente			Período frio			Período quente			Período frio		
	P90 _{Ad}	P95 _{Ad}	P98 _{Ad}	P90 _{Ad}	P95 _{Ad}	P98 _{As}	P90 _{Ad}	P95 _{Ad}	P98 _{As}	P90 _{Ad}	P95 _{Ad}	P98 _{As}
Aracaju	30,5	31,2	32,3	28,5	29,1	29,8	29,2	31,3	32,1	29,2	29,9	30,7
Belém	34,3	35,1	35,8	31,1	31,9	33,1	34,5	35,0	35,5	32,0	32,7	33,4
Belo Horizonte	31,6	32,4	33,3	29,0	29,8	30,8	32,9	33,8	34,7	30,2	31,1	32,0
Boa Vista	33,6	34,0	34,4	32,3	32,7	33,1	34,1	34,5	34,9	33,0	33,3	33,7
Brasília	32,4	33,1	33,8	30,7	31,4	32,3	33,7	34,5	35,2	32,1	32,8	33,5
Campo Grande	35,6	36,2	36,9	32,2	33,0	33,8	36,9	37,6	38,4	33,3	34,1	34,9
Cuiabá	36,0	36,6	37,1	34,4	35,0	35,6	36,9	37,5	38,1	35,4	36,0	36,6
Curitiba	30,9	31,8	32,9	27,7	28,8	29,9	28,9	33,3	34,5	28,9	30,1	31,1
Florianópolis	30,1	31,1	32,1	26,7	27,7	29,0	27,4	31,3	32,4	27,4	28,5	29,9
Fortaleza	31,0	31,2	31,5	30,9	31,2	31,5	31,4	31,6	31,8	31,4	31,8	32,1
Goiânia	33,9	34,7	35,4	32,2	33,0	33,8	35,2	35,9	36,6	33,6	34,2	34,9
João Pessoa	31,0	31,4	31,8	29,6	30,0	30,5	30,1	31,8	32,3	30,1	30,6	31,2
Macapá	31,7	32,0	32,4	30,7	31,2	31,5	31,9	32,2	32,5	31,2	31,6	32,0
Maceió	30,8	31,7	32,7	28,8	29,3	30,0	29,4	31,6	32,6	29,4	30,1	31,0
Manaus	33,3	33,9	34,6	33,0	33,7	34,3	34,0	34,7	35,4	33,1	33,7	34,3
Natal	32,4	32,8	33,3	30,9	31,3	31,8	31,5	33,2	33,7	31,5	32,0	32,5
Palmas	36,5	37,1	37,7	33,1	33,8	34,6	37,6	38,2	38,7	34,3	34,9	35,5
Porto Alegre	25,4	25,7	26,1	22,3	22,7	23,2	23,0	25,0	25,4	23,0	23,4	23,9
Porto Velho	32,9	33,4	33,8	31,1	31,5	31,9	33,9	34,3	34,8	31,9	32,3	32,8
Recife	31,6	32,1	32,8	29,8	30,2	30,7	30,3	32,5	33,1	30,3	30,9	31,6
Rio Branco	32,8	33,2	33,6	31,0	31,4	31,9	33,8	34,2	34,7	31,8	32,3	32,7
Rio de Janeiro	34,2	35,1	36,2	31,6	32,9	34,2	35,4	36,6	37,8	32,9	34,2	35,7
Salvador	28,9	29,5	30,2	27,6	28,2	28,9	28,2	29,5	30,2	28,2	28,9	29,7
São Luís	30,7	31,0	31,4	29,7	30,0	30,3	31,2	31,5	32,0	30,2	30,5	30,9
São Paulo	32,1	32,9	33,8	29,0	30,0	30,9	33,5	34,4	35,3	30,0	31,0	32,0
Teresina	36,6	37,2	37,8	31,9	32,5	33,2	37,4	37,9	38,5	33,4	34,2	35,0
Vitória	30,3	30,9	31,6	28,5	29,1	29,9	30,8	31,7	32,5	29,6	30,4	31,4

Fonte: Elaborado pela autora (2022).

Tabela 4.34 – Média do limiar diário do nonagésimo, nonagésimo quinto e nonagésimo oitavo percentil da série *Ad* de temperatura máxima (°C) para o período quente e frio, a partir das projeções climáticas para o futuro distante (2079-2099) do modelo Eta-HADGEM2-ES.

Capitais	RCP4.5						RCP8.5					
	Período quente			Período frio			Período quente			Período frio		
	P90 _{Ad}	P95 _{Ad}	P98 _{Ad}	P90 _{Ad}	P95 _{Ad}	P98 _{As}	P90 _{Ad}	P95 _{Ad}	P98 _{As}	P90 _{Ad}	P95 _{Ad}	P98 _{As}
Aracaju	31,3	31,9	32,7	29,3	29,9	30,7	32,6	33,0	33,6	31,0	31,6	32,3
Belém	35,9	36,7	37,4	32,7	33,7	35,0	39,3	39,8	40,2	37,5	38,3	39,0
Belo Horizonte	33,6	34,5	35,3	30,3	31,2	32,1	36,9	37,6	38,5	33,7	34,6	35,5
Boa Vista	34,8	35,2	35,7	33,2	33,6	34,0	37,9	38,4	38,8	36,4	36,9	37,4
Brasília	34,2	34,9	35,6	32,5	33,3	34,0	37,6	38,3	39,2	36,3	37,1	37,8
Campo Grande	35,8	37,9	38,7	34,5	34,3	35,2	40,8	41,5	42,2	37,0	37,7	38,5
Cuiabá	37,5	38,1	38,7	35,8	36,3	37,0	41,2	41,7	42,3	39,5	40,1	40,7
Curitiba	32,5	33,5	34,7	29,0	30,3	31,4	36,2	37,6	38,8	32,7	34,0	35,2
Florianópolis	31,3	32,3	33,5	27,4	28,6	30,0	32,7	33,7	35,0	29,7	31,0	32,5
Fortaleza	31,8	32,0	32,2	31,7	32,0	32,2	33,6	33,8	34,1	33,6	33,9	34,2
Goiânia	35,6	36,3	37,0	34,0	34,8	35,4	39,2	39,9	40,5	37,8	38,4	39,1
João Pessoa	32,1	32,4	32,9	30,6	31,0	31,4	33,6	33,9	34,3	32,1	32,6	33,1
Macapá	32,6	32,9	33,2	31,7	32,2	32,7	34,5	34,7	35,0	34,1	34,4	34,7
Maceió	31,8	32,5	33,4	29,8	30,3	31,1	33,4	33,9	34,7	31,8	32,3	33,2
Manaus	35,6	36,4	37,2	35,0	35,7	36,5	40,8	41,5	42,2	39,5	40,5	41,3
Natal	33,6	33,9	34,4	32,2	32,6	33,0	35,8	36,2	36,6	34,3	34,7	35,3
Palmas	38,3	38,9	39,5	34,5	35,3	36,2	41,9	42,4	42,9	39,2	39,9	40,6
Porto Alegre	26,1	26,4	26,8	23,1	23,5	23,9	26,3	26,7	27,0	24,8	25,2	25,6
Porto Velho	34,4	34,9	35,4	32,5	32,9	33,3	38,3	38,9	39,6	36,7	37,5	38,2
Recife	32,7	33,2	33,9	30,8	31,3	31,9	34,6	35,1	35,6	32,8	33,4	33,9
Rio Branco	34,3	34,8	35,3	32,5	33,0	33,4	37,5	38,0	38,5	35,8	36,4	37,0
Rio de Janeiro	36,0	37,2	38,7	33,1	34,4	35,8	39,0	40,2	41,6	36,5	37,9	39,4
Salvador	29,5	30,0	30,5	28,1	28,7	29,7	30,7	31,0	31,6	29,8	30,4	31,3
São Luís	31,8	32,2	32,6	30,7	31,0	31,3	33,8	34,1	34,5	32,9	33,3	33,6
São Paulo	33,9	34,9	36,0	30,4	31,3	32,3	37,5	38,5	39,6	33,9	34,9	35,8
Teresina	38,1	38,6	39,2	33,1	33,7	34,4	41,3	41,8	42,4	37,4	38,4	39,2
Vitória	31,8	32,5	33,3	29,8	30,6	31,4	33,7	34,5	35,5	32,2	33,0	34,0

Fonte: Elaborado pela autora (2022).

Tabela 4.35 – Média do limiar diário do nonagésimo, nonagésimo quinto e nonagésimo oitavo percentil da série *Ad* de temperatura máxima (°C) para o período quente e frio, a partir das projeções climáticas para o futuro próximo (2030-2050) do modelo Eta-MIROC5.

Capitais	RCP4.5						RCP8.5					
	Período quente			Período frio			Período quente			Período frio		
	P90 _{Ad}	P95 _{Ad}	P98 _{Ad}	P90 _{Ad}	P95 _{Ad}	P98 _{As}	P90 _{Ad}	P95 _{Ad}	P98 _{As}	P90 _{Ad}	P95 _{Ad}	P98 _{As}
Aracaju	30,3	31,1	32,1	28,8	29,4	30,2	30,3	30,9	31,8	28,5	29,0	29,6
Belém	33,0	33,5	33,9	30,6	31,4	32,4	33,4	34,1	34,7	30,4	31,3	32,1
Belo Horizonte	30,4	31,4	32,4	29,1	30,2	31,3	30,9	32,1	33,6	29,5	30,8	32,3
Boa Vista	35,6	36,4	37,2	33,4	34,3	35,2	34,9	35,7	36,7	32,6	33,5	34,7
Brasília	32,6	33,5	34,3	30,0	30,8	31,7	33,1	34,1	35,4	30,4	31,4	32,6
Campo Grande	34,1	35,1	36,3	32,8	33,8	34,8	34,4	35,5	36,5	33,1	34,1	35,2
Cuiabá	35,7	36,5	37,3	33,5	34,3	35,1	36,1	36,9	37,7	33,8	34,8	35,8
Curitiba	29,4	30,3	31,2	27,0	28,2	29,4	29,7	30,8	31,9	27,4	28,9	30,3
Florianópolis	29,5	30,6	31,8	26,6	27,8	29,1	29,8	30,9	32,1	26,8	28,2	29,7
Fortaleza	32,3	32,8	33,3	31,8	32,4	33,2	32,4	32,9	33,3	31,8	32,4	33,0
Goiânia	34,1	35,1	36,1	31,5	32,3	33,4	34,8	36,0	37,3	32,1	33,3	34,6
João Pessoa	30,8	31,3	31,9	29,6	30,0	30,4	30,7	31,2	31,7	29,5	29,9	30,3
Macapá	31,6	32,1	32,6	29,7	30,5	31,4	31,7	32,3	32,9	29,6	30,6	31,4
Maceió	31,2	32,1	33,3	29,5	30,3	31,1	31,0	31,7	32,5	29,1	29,7	30,4
Manaus	33,4	34,0	34,7	31,0	32,0	32,9	33,3	34,0	34,8	30,3	31,0	32,1
Natal	32,9	33,6	34,4	31,7	32,2	32,7	32,9	33,5	34,1	31,5	32,1	32,7
Palmas	36,0	36,7	37,5	31,7	32,4	33,3	36,6	37,3	38,0	32,2	33,5	34,7
Porto Alegre	25,6	26,1	26,5	23,6	24,1	24,5	26,0	26,4	26,8	23,9	24,3	24,8
Porto Velho	33,0	33,6	34,2	30,2	31,0	31,7	32,8	33,4	34,1	29,8	30,6	31,4
Recife	31,5	32,2	33,2	30,0	30,6	31,2	31,4	32,0	32,7	29,8	30,4	30,9
Rio Branco	32,7	33,3	33,9	30,1	30,9	31,7	32,5	33,1	33,7	29,8	30,6	31,4
Rio de Janeiro	33,5	34,7	35,9	31,5	32,7	34,1	34,0	35,2	36,4	31,7	32,9	34,3
Salvador	28,5	29,1	29,8	27,8	28,4	29,0	28,6	29,1	29,8	27,6	28,1	28,7
São Luís	31,0	31,4	31,8	29,6	30,1	30,9	31,2	31,6	32,1	29,7	30,1	30,6
São Paulo	30,8	31,8	32,8	28,6	29,6	30,6	31,3	32,5	33,8	29,0	30,1	31,3
Teresina	35,9	36,5	37,0	31,3	32,2	33,8	36,2	36,8	37,4	31,3	32,1	32,9
Vitória	30,1	30,9	31,6	28,8	29,7	30,6	30,2	31,0	31,9	28,8	29,6	30,5

Fonte: Elaborado pela autora (2022).

Tabela 4.36 – Média do limiar diário do nonagésimo, nonagésimo quinto e nonagésimo oitavo percentil da série *Ad* de temperatura máxima (°C) para o período quente e frio, a partir das projeções climáticas para o futuro distante (2079-2099) do modelo Eta-MIROC5.

Capitais	RCP4.5						RCP8.5					
	Período quente			Período frio			Período quente			Período frio		
	P90 _{Ad}	P95 _{Ad}	P98 _{Ad}	P90 _{Ad}	P95 _{Ad}	P98 _{As}	P90 _{Ad}	P95 _{Ad}	P98 _{As}	P90 _{Ad}	P95 _{Ad}	P98 _{As}
Aracaju	30,9	31,5	32,2	29,0	29,5	30,1	32,2	33,0	33,9	30,1	30,6	31,3
Belém	33,6	34,2	35,0	30,4	31,1	32,7	35,2	35,8	36,4	31,9	33,6	34,9
Belo Horizonte	31,7	32,8	34,0	30,3	31,3	32,5	34,6	36,1	37,8	32,7	33,9	35,1
Boa Vista	35,8	36,6	37,4	33,5	34,5	35,6	38,6	39,7	40,7	36,1	37,8	38,9
Brasília	33,7	34,7	35,7	31,2	32,0	32,9	36,6	37,6	38,5	33,6	34,7	35,8
Campo Grande	35,0	36,1	37,0	34,3	35,3	36,4	36,5	37,7	38,9	35,5	36,6	37,6
Cuiabá	36,6	37,4	38,2	34,8	35,5	36,4	38,9	39,8	40,8	36,7	37,7	38,9
Curitiba	30,2	31,2	32,4	27,9	29,3	30,6	31,4	32,5	33,6	29,6	31,1	32,7
Florianópolis	30,2	31,3	32,4	27,3	28,6	30,0	31,4	32,4	33,5	28,6	29,9	31,4
Fortaleza	33,1	33,4	33,8	32,5	33,0	33,5	35,1	35,5	35,9	34,6	35,2	35,8
Goiânia	35,5	36,6	37,6	32,9	33,9	34,9	38,6	39,6	40,6	35,7	36,8	38,2
João Pessoa	31,1	31,5	32,1	29,8	30,2	30,6	32,6	33,2	34,0	31,0	31,4	31,9
Macapá	32,4	32,9	33,5	30,1	30,8	31,8	33,8	34,3	34,8	31,5	32,8	33,9
Maceió	31,7	32,4	33,2	29,7	30,3	30,9	33,4	34,3	35,5	31,1	31,7	32,5
Manaus	33,8	34,6	35,5	30,8	31,5	33,0	36,0	36,8	37,3	32,4	34,2	35,8
Natal	33,4	34,1	34,8	32,2	32,6	33,2	35,8	36,6	37,5	34,1	34,7	35,3
Palmas	37,1	37,8	38,5	32,8	33,7	34,8	39,5	40,2	40,9	34,7	35,9	37,3
Porto Alegre	26,6	27,0	27,4	24,6	25,2	25,7	27,7	28,1	28,5	25,6	26,1	26,7
Porto Velho	33,5	34,3	35,2	30,3	30,8	32,2	35,3	36,1	36,9	31,6	33,2	34,8
Recife	31,9	32,5	33,2	30,3	30,8	31,3	33,8	34,7	35,7	31,8	32,3	32,9
Rio Branco	33,1	33,7	34,5	30,2	30,7	31,8	34,8	35,6	36,3	31,6	32,8	34,3
Rio de Janeiro	34,5	35,6	36,9	32,4	33,5	34,9	35,9	37,0	38,4	33,8	35,2	36,7
Salvador	28,9	29,5	30,2	28,1	28,6	29,2	30,2	30,8	31,6	28,9	29,4	30,2
São Luís	31,6	32,0	32,4	30,1	30,5	31,0	32,9	33,3	33,7	31,5	32,1	32,7
São Paulo	31,8	32,8	34,0	29,8	30,8	32,0	33,4	34,5	35,9	31,5	32,6	33,8
Teresina	36,5	37,0	37,5	31,6	32,3	33,7	38,3	38,8	39,3	33,2	34,3	35,5
Vitória	30,9	31,5	32,4	29,6	30,2	31,0	32,7	33,5	34,7	30,9	31,7	32,6

Fonte: Elaborado pela autora (2022).

Os novos períodos de referência para o futuro próximo e futuro distante são utilizados como indicação de uma adaptação humana completa às ondas de calor no futuro, e de acordo com Guo *et al.* (2018) e Diniz *et al.* (2020) é possível atingir uma adaptação completa às ondas de calor por meio de seis níveis de adaptação. O Quadro 4.2 apresenta os seis níveis de adaptação às ondas de calor. De acordo com Guo *et al.* (2018) esses níveis de intervenção de adaptação podem mudar a fisiologia e o comportamento humano, como por exemplo, mudanças nas vestimentas, alimentação, atividade física, estilo de vida, moradia e o próprio planejamento

das cidades (criação de parques e áreas verdes), afetando assim a resposta do aumento da temperatura na saúde.

Quadro 4.2 – Níveis de intervenção para atingir a adaptação completa em uma cidade.

Níveis de adaptação	Meios de atingir
Individual	Obtenção de informação
Interpessoal	Compartilhamento de informações à outras pessoas
Comunitário	Fortalecimento da infraestrutura da comunidade
Institucional	Criação de procedimentos e regulamentos
Políticas ambientais	Planejamento e gestão urbana
Políticas Públicas	Melhoria dos serviços de saúde

Fonte: (Wight *et al.* 2016)

A hipótese de adaptação foi utilizada apenas para verificação do impacto na saúde, isto é, na projeção da quantificação das mortes atribuíveis às OC. A caracterização das ondas de calor foi feita para a hipótese de não adaptação, que é a hipótese comumente utilizada para analisar a climatologia das ondas de calor no futuro (PENG *et al.*, 2011). A caracterização quantitativa refere-se ao número médio de dias com ondas, duração média das ondas de calor e intensidade média das ondas de calor em cada um dos períodos quente e frios das capitais brasileiras. O número médio anual de dias com OC na hipótese de adaptação completa também foi apresentado, uma vez que esse valor foi utilizado para a quantificação da mortalidade no futuro.

4.3.5.2 Caracterização das ondas de calor

4.3.5.2.1 Número de ondas de calor

O número de ondas de calor (ou frequência absoluta) foi calculado anualmente somando-se sempre que uma onda de calor (OC) fosse identificada como mostrado anteriormente. O número anual de ondas de calor foi obtido pela Equação 4.14:

$$N = \sum_{i=1}^{n=365} OC \quad (4.14)$$

onde N é o número anual de ondas de calor em uma determinada capital para um determinado percentil. OC é uma variável binária que indica o período identificado como onda de calor, onde $OC=1$ é uma onda de calor com pelo menos três dias de duração e $OC=0$ não é um período de onda de calor. A análise de tendência foi realizada pelo teste de Mann-Kendall.

A frequência das ondas de calor também foi calculada mensalmente, entretanto considerando o período inteiro (1996 a 2016), por exemplo, a frequência de ondas de calor durante todos os janeiros de 1996 a 2016, e assim para todos os meses do ano.

4.3.5.1.2 Número de dias de ondas de calor

O número de dias com ondas de calor também foi calculado anualmente semelhante ao número de ondas de calor, mostrado anteriormente. Entretanto, agora a frequência das ondas de calor é calculada diariamente, isto é, cada dia dentro do período de uma onda de calor (três dias ou mais) é considerado um dia de onda de calor (OC_d). A Equação 4.15 mostra como o número de dias com ondas de calor foi calculado:

$$N_d = \sum_{i=1}^{n=365} OC_d \quad (4.15)$$

onde N_d é o número anual de dias com ondas de calor em uma determinada capital para um determinado percentil. OC_d é uma variável binária que indica um dia de onda de calor, onde $OC_d=1$ é um dia com onda de calor e $OC_d=0$ é um dia sem onda de calor.

4.3.5.1.3 Magnitude média das ondas de calor

Cada onda de calor possui uma magnitude diária, que mede a intensidade dessa onda de calor a partir da temperatura máxima diária. Sendo assim, para saber qual a magnitude média

durante ondas de calor em cada capital brasileira, uma média aritmética entre as magnitudes diárias de cada onda de calor foi realizada, como mostra a Equação 4.16:

$$\bar{M} = \frac{\sum_{i=1}^{n_d} T_d}{N_T} | OC_d = 1 \quad (4.16)$$

onde \bar{M} é a magnitude média das ondas de calor em cada ano, T_d é a temperatura máxima diária dado que é um dia de onda de calor e N_T é o número total amostral da temperatura máxima diária dado que é um dia de onda de calor. O cálculo foi feito para cada OC_d identificado utilizando os limiares diários do nonagésimo, nonagésimo quinto e nonagésimo oitavo percentil separadamente.

4.3.5.1.4 Duração média das ondas de calor

A duração média das ondas de calor, também conhecida como extensão média das ondas de calor, mede o número de dias consecutivos que uma onda de calor persiste. Para calcular a duração média das ondas de calor a cada ano foi feita inicialmente a soma dos dias consecutivos com ondas de calor de cada período de onda de calor (OC) em específico. Para fazer esta soma de dias consecutivos de cada onda de calor em um ano, foi utilizado a função *Run Length Encoding* ($rle()$) do pacote *base* versão 4.0.0 do software R. Esta função computa o comprimento de um determinado valor, no caso da série indicadora de dias com ondas de calor (OC_d), a função $rle()$ computa o comprimento de OC_d iguais a 1 e OC_d iguais a 0. Filtrando apenas o comprimento de OC_d iguais a 1, obtém-se uma série de comprimentos de ondas de calor (LOC) que ocorreram em um ano específico. Para calcular a duração média das ondas de calor fez-se a média aritmética da série LOC , como mostra a Equação 4.17.

$$D_a = \frac{\sum_{i=1}^n LOC}{n} \quad (4.17)$$

onde D_a é a duração média das ondas de calor em um ano específico e n é o número de valores da série LOC para aquele ano. Para calcular a duração média anual entre todos os anos analisados, fez-se a média aritmética de D_a , com $n = 21$.

4.3.5.1.5 Classificação Espacial Sinótica (SSC) das ondas de calor

A autora realizou estágio em pesquisa na *Kent State University* com o projeto de pesquisa: Classificação Espacial Sinótica no Brasil durante ondas de calor.

A Classificação Espacial Sinótica (SSC) é um dos métodos mais abrangentes de categorização das massas de ar. Sheridan (2002) desenvolveu o atual SSC, resultado de uma extensa linha de pesquisa que foi iniciada por outros autores no final dos anos 90. O SSC utiliza uma combinação de variáveis meteorológicas (temperatura do ar, temperatura do ponto de orvalho, velocidade do vento, cobertura de nuvens e pressão ao nível do mar) para caracterizar o estado da atmosfera; essas variáveis são diferenciadas em categorias de tipo de clima, englobando aquelas que afetam sinergicamente a saúde humana. O SSC tornou-se uma das principais ferramentas analíticas implementadas em uma gama diversificada de investigações de pesquisa de clima e saúde que são específicas para localização e clima. O SSC já cobre uma ampla faixa geográfica, que inclui aproximadamente 400 estações nos Estados Unidos, Canadá e Europa. Portanto, este projeto de pesquisa objetivou executar o SSC para o Brasil com o apoio do desenvolvedor do atual SSC. Uma vez que não há classificação espacial sinótica para o Brasil, semelhante aos países acima citados.

Para que a classificação espacial sinótica (SSC) fosse feita, além dos dados de temperatura do ar e temperatura do ponto de orvalho previamente obtidos, foram necessárias também as seguintes variáveis: componentes u- (leste-oeste) e v- (norte-sul) do vento, cobertura de nuvens e pressão ao nível do mar. As variáveis foram obtidas da reanálise do ERA-Interim (DEE *et al.*, 2011). Cada um desses parâmetros foi obtido nos quatro tempos sinóticos padrão (00 UTC, 06 UTC, 12 UTC e 18 UTC) no período de 1996 a 2016.

A mesma metodologia utilizada por Sheridan (2002) para América do Norte e Europa foi utilizada para identificar os tipos de tempo no Brasil durante ondas de calor. A identificação dos tipos de tempo (ou massas de ar) diz respeito às condições climáticas locais e não à localização geográfica. Alguns tipos de tempo podem estar associados à sua geografia de origem, mas outros não, portanto, é importante identificar o tipo de tempo com base nas condições climáticas. Por considerar as condições climáticas locais, o SSC é útil para estudos biometeorológicos.

De acordo com Kalkstein *et al.* (1996), a classificação de massas de ar feita por Bergeron (1930) limita-se a aplicações de impactos ambientais. Assim, Kalkstein *et al.* (1996) definiram seis tipos de tempo para a América do Norte: (1) Polar Seco (DP); (2) Seco Moderado (DM); (3) Tropical Seco (DT e DT+); (4) Polar Úmido (MP); (5) Úmido Moderado (MM) e (6) Úmido Tropical (MT e MT+), também foi definida uma situação de transição (TR e TR+), que representa um dia em que um tipo de tempo dá lugar a outro. Na nova versão do SSC, os tipos de tempo passaram a ter uma variação chamada “plus” (desvio padrão). O tipo plus mais comum, e o único incluído por padrão antes, era o úmido tropical “plus” (MT+), que originalmente foi desenvolvido para uso em sistemas de aviso de calor, nos quais, para muitas cidades, o MT acontecia com muita frequência para ser útil por conta própria. Os tipos expandidos agora são todos baseados em um desvio padrão ou mais em relação a média para o tipo com base nas características térmicas. Para Polar Seco e Úmido, este é um desvio padrão abaixo da temperatura média aparente; para Tropical Seco e Úmido, um acima. Deve-se ressaltar que há também um tipo inteiramente novo, supertransição, que se baseia em exceder um desvio padrão acima dos critérios de sementes de Transição.

Utilizando *scripts* previamente criados por Sheridan (2002), o tipo de tempo foi identificado e os SSC foram executados para as coordenadas geográficas das cidades brasileiras. Os tipos de tempo devem ser avaliados para cada uma das coordenadas geográficas (ou cidades) para as quais os tipos de tempo foram identificados. Esta avaliação foi desenvolvida utilizando polinômios para o dia específico do ano, conforme equação abaixo (SHERIDAN, 2002):

$$h_k = \sum_{i=1}^{12} \left(\frac{x_i - u_{ki}}{\sigma_i} \right)^2 \quad (1)$$

onde i representa as 12 variáveis meteorológicas obtidas para especificar os dias de sementes deslizantes (processo automatizado por Scott Sheridan para obtenção de dias que represente o clima local), x_i representa o valor da variável i no dia avaliado, u_{ki} é o valor médio derivado da variável i para o tipo de tempo k_i dos dias de sementes deslizantes e σ_i o desvio padrão da variável i para o dia k . A quantidade de discrepância entre as características típicas do tipo de tempo e o dia específico é representada por h_k .

Conforme descrito na metodologia de Sheridan (2002), para definir se um dia é considerado transitório ou não, utiliza-se um método muito semelhante ao da primeira avaliação. Neste método, apenas três variáveis são avaliadas: amplitude do ponto de orvalho,

pressão média ao nível do mar e mudança de vento. Se h_k , também chamado de pontuação de erro, for menor, o dia se torna transitório; se a pontuação for maior, o dia mantém sua designação original.

O SSC diário para o Brasil foi analisado a fim de determinar a frequência dos tipos de tempo durante ondas de calor em cada capital brasileira e também em cada região administrativa do país, assim como definir seu comportamento ao longo dos anos (1996-2016) e das estações do ano durante os dias com e sem ondas de calor. Neste estudo a definição de onda de calor utilizada foi a dada por Russo *et al.* (2014), somente usando o percentil 90. Portanto, os tipos de tempo predominantes durante as ondas de calor no Brasil puderam ser determinados.

4.4 ESTATÍSTICA INFERENCIAL DOS DADOS

Este subcapítulo apresenta a metodologia utilizada para realizar as análises estatísticas inferenciais dos dados do estudo. A estatística inferencial utiliza técnicas que possibilitam a extrapolação das informações e conclusões obtidas a partir de uma amostra para uma população (WINDISH & DIENER-WEST, 2006). As análises inferenciais estão divididas em nove partes como seguem abaixo.

4.4.1 CORRELAÇÃO DE PEARSON ENTRE DADOS DE ESTAÇÕES E REANÁLISES

Para que os dados meteorológicos de reanálises pudessem ser usados substituindo os dados das estações meteorológicas foi verificada a associação entre essas variáveis utilizando o método do coeficiente de correlação de Pearson (r). O coeficiente de correlação de Pearson mede o grau de correlação linear entre duas variáveis quantitativas, com intervalo de valores que variam de -1,0 a 1,0, sendo que estes correspondem a intensidade da correlação (BUNCHAFT & KELLNER, 1999). Valor de r igual a -1,0 representa uma correlação perfeita negativa, já se o valor de r for 1,0, isto representa uma correlação perfeita positiva (BUNCHAFT & KELLNER, 1999). A Equação 4.18 apresenta o coeficiente de correlação de Pearson.

$$r = \frac{\sum(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum(x_i - \bar{x})^2 \sum(y_i - \bar{y})^2}} \quad (4.18)$$

onde, r é o coeficiente de correlação, x_i são os valores da variável x em uma amostra, \bar{x} é a média dos valores da variável x . Já y_i são os valores da variável y em uma amostra e \bar{y} é a média dos valores da variável y .

4.4.2 TESTE DE TENDÊNCIA DE MANN-KENDALL

Para verificar se as tendências observadas a partir de gráficos de séries temporais podem ser consideradas significativas foi aplicado o teste de hipótese de tendência de Mann-Kendall (Equação 4.19), onde a hipótese nula é de que os dados sejam identicamente distribuídos e a hipótese alternativa é que os dados seguem uma única tendência. Esse teste foi escolhido por se tratar de um teste não-paramétrico (VON STORCH & NAVARRA, 1995).

$$S = \sum_{k=1}^{n-1} \sum_{j=k+1}^n \text{sgn}(x_j - x_k) \quad (4.19)$$

onde sgn é o sinal da função.

4.4.3 CORREÇÃO DE VIÉS

Corrigir os resultados do modelo climático bruto tem como objetivo produzir projeções climáticas mais adequadas. A menos que a saída de um modelo climático tenha os vieses corrigidos, os resultados das simulações serão irrealistas ou de uso limitado (SHARMA *et al.*, 2007; INES & HANSEN *et al.*, 2006). Por este motivo, a abordagem de correção de viés foi utilizada neste estudo para corrigir os valores médios e a variabilidade temporal dos resultados das saídas dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 (temperatura máxima e umidade relativa) de acordo com os dados observados. As saídas do modelo Eta-HADGEM2-ES têm um calendário de 360 dias ao ano, isto é, todos os meses possui 30 dias, portanto, para corrigir esses dados baseado nos dados observados que têm um calendário de 365 dias ao ano foi incluído o

dia 31 nos meses que tem esse dia, mantendo o mesmo valor da variável do dia anterior (30). O calendário do mês de fevereiro se manteve com 28 dias.

A correção de viés estatístico foi realizada utilizando o pacote “*qmap*” do software R, que tem como base o estudo de Gudmundsson *et al.* (2012). Este pacote tem como função fazer o ajuste empírico da distribuição de variáveis oriundas de simulações de modelos climáticos (regionais) por meio de mapeamento de quantis (GUDMUNDSSON *et al.*, 2012). O método utilizado na correção foi o ajuste de transformações paramétricas (da sigla inglês PTF), definido pela Equação 4.20.

$$\hat{P}_o = bP_m^c \quad (4.20)$$

onde \hat{P}_o indica a melhor estimativa de P_o que é a distribuição da variável observada e P_m é a distribuição da variável modelada, já b e c são parâmetros livres que estão sujeitos a calibração.

Este método de correção é um dos mais avançados e foi baseado em uma função de 4 parâmetros ou menos (menor quantidade de parâmetros comparada com outras metodologias de correção de viés), fazendo com que os parâmetros sejam menos propensos a flutuações no tempo e também mais robustos (GUDMUNDSSON *et al.*, 2012). Os parâmetros são calculados separadamente para cada mês do ano, fazendo com que o produto do modelo seja corrigido para também fornecer o ciclo sazonal nas estatísticas de intensidade e são interpolados para obter valores diários (GUDMUNDSSON *et al.*, 2012).

4.4.4 CORRELAÇÃO ENTRE AS VARIÁVEIS METEOROLÓGICAS OBSERVADAS E MORTALIDADE

Um teste de correlação foi aplicado para medir a associação entre a temperatura máxima do ar, umidade relativa e o índice de calor observados (variáveis independentes) com a mortalidade de idosos (variável dependente). Para definir o melhor teste de correlação entre as variáveis independentes e a variável dependente, inicialmente foi necessário identificar a distribuição da variável dependente.

Analisar a distribuição dos dados é de suma importância para definir um teste estatístico adequado (TADANO *et al.*, 2009; MIOT, 2017). Alguns testes estatísticos, como *t Student*, ANOVA, coeficiente de Pearson e regressão linear são baseados em pressupostos de normalidade dos dados, isto é, devem ser aplicados para dados que possuem uma distribuição

aproximadamente normal (MIOT, 2017). Entretanto, dados biomédicos geralmente possuem uma distribuição não normal, sendo então contraindicado o uso de testes estatísticos destinados a amostras normais, podendo ocasionar o enviesamento dos parâmetros e da inferência dos testes (MIOT, 2017).

Para analisar se a variável dependente deste estudo possui ou não distribuição normal foi utilizado o teste *Kolmogorov-Smirnov* (MASSEY JR., 1951).

O teste de *Kolmogorov-Smirnov* é utilizado para avaliar as seguintes hipóteses:

$$\begin{cases} H_0 : \text{Os dados seguem uma distribuição normal} \\ H_1 : \text{Os dados não seguem uma distribuição normal} \end{cases}$$

onde H_0 é a hipótese nula e H_1 é a hipótese que se quer testar. Como critério, é utilizado um valor crítico para o nível de significância de 0,05.

Analisando as amostras de mortalidade de idosos deste estudo para todas as capitais, verificou-se que as mesmas não possuem distribuição normal ($p < 0,05$). Então para as análises inferenciais, testes não paramétricos são mais indicados. Para análise de correlação entre as variáveis meteorológicas e mortalidade de idosos, decidiu-se aplicar o teste do coeficiente de correlação de *Spearman*. O coeficiente de *Spearman* (ρ ou rho) avalia a associação entre duas variáveis quantitativas, semelhante ao coeficiente de Pearson (Equação 4.18), o que os difere é que o coeficiente de *Spearman* mede a associação independentemente da existência de uma relação linear entre as variáveis e também não pressupõe a normalidade dos dados.

4.4.5 ANÁLISE DE COLINEARIDADE

Para que posteriormente não haja erros no modelo estatístico a ser aplicado, foi analisada a existência de colinearidade entre as variáveis temperatura do ar e umidade relativa. O termo colinearidade é utilizado para indicar a existência de forte correlação entre duas variáveis independentes (HAIR *et al.*, 2005). Caso as variáveis sejam fortemente correlacionadas, as inferências baseadas no modelo estatístico podem ser pouco confiáveis ou até mesmo errôneas. Para evitar este problema futuramente, foi aplicado o método do coeficiente de correlação de Pearson (Equação 4.18) para verificar a associação entre as variáveis temperatura máxima e umidade relativa do ar.

Ambas variáveis possuem forte correlação em todas as capitais do Brasil, indicando que a colinearidade entre estas duas variáveis poderá ser um problema no ajuste do modelo estatístico. Hair *et al.* (2005) destaca algumas propostas para resolver este problema:

- Excluir uma ou mais das variáveis independentes e trocá-las por outra;
- Usar o modelo com as variáveis altamente correlacionadas apenas para previsão;
- Usar um método mais sofisticado de análise, como a regressão Bayesiana.

Tratando-se de variáveis meteorológicas, tem-se a possibilidade da criação de um índice em que uma ambas variáveis, e evite o problema de colinearidade entre elas. Sendo assim, um índice muito conhecido e aplicado em diferentes estudos no Brasil e no mundo é o Índice de Calor (IC) ou em inglês *Heat Index (HI)* (BARBOZA *et al.*, 2020; MANDÚ & GOMES, 2019). Este índice indica a temperatura sentida devido à combinação entre a temperatura do ar e umidade relativa.

4.4.6 RELAÇÃO HISTÓRICA ENTRE MORTALIDADE DE IDOSOS E ONDAS DE CALOR

Para verificar o impacto das ondas de calor sobre as mortalidades de idosos, nas capitais dos 26 estados do Brasil e no Distrito Federal no período histórico de 1996 a 2016, foram utilizados modelos estatísticos rodados para cada cidade separados por doença e período (quente e frio). O modelo estatístico utilizado foi o Modelo Linear Generalizado (da sigla em inglês GLM) com distribuição de quase-Poisson combinado com o Modelo Não Linear de Defasagem Distribuída (da sigla em inglês DLNM) (GASPARRINI & ARMSTRONG, 2011).

De acordo com Gasparrini e Armstrong (2011) os efeitos do calor durante ondas de calor podem ser descritos como a soma de duas contribuições: os efeitos independentes dos níveis diários da temperatura do ar (conhecido como efeitos principais) e os efeitos adicionados devido a duração do calor por vários dias consecutivos (período de onda de calor). Estas contribuições foram analisadas pelos resultados dos modelos estatísticos, sendo a primeira contribuição (efeitos principais) uma função de exposição resposta para o índice de calor (combinação entre temperatura máxima e umidade relativa) e saúde. Já a segunda contribuição (efeitos adicionados) é uma função indicadora de dias com ondas de calor (igual a 1) e dias sem ondas de calor (igual a zero). Uma representação algébrica é dada por:

$$\begin{aligned} \text{Log}|E(Y_i)| = & \beta_0 + \beta_1 OC_d + \beta_2 Basis + \beta_3 DOW + \beta_4 ns(\text{Time}, df = 10 * 14) \\ & + \beta_5 ns(\text{Year}, df = 2) + \beta_6 ns(\text{day}, df = 3) \end{aligned} \quad (4.21)$$

onde Y_i é a contagem de mortalidade, presumindo-se que segue uma distribuição de *quasi-Poisson* para cada dia i . O efeito principal do calor no dia i é descrito pela função *basis* da série de IC (do modelo não linear de defasagem distribuída (DLNM)) defasadas no tempo, com defasagem máxima de 10 dias. Para permitir flexibilidade, *basis* é especificado como uma função *spline* bidimensional, definindo uma distribuição de defasagem não linear, onde o efeito principal varia ao longo das duas dimensões de IC e defasagem. A relação espacial no IC é modelada por um *B-Spline* com 6 graus de liberdade e três nós internos com valores em intervalos igualmente espaçados na escala logarítmica. OC_d é uma variável binária indicadora de dias com ondas de calor ($OC_d=1$) ou não ($OC_d=0$). As demais covariáveis foram incluídas no modelo para ajustá-lo quanto à tendências e sazonalidade. *DOW* é uma variável categórica que representa os dias da semana, variando de 1 a 7. *Time* é uma série temporal do tempo do período analisado com $10*14$ graus de liberdade. *Year* é uma variável numérica para o ano com 2 graus de liberdade e o *day* é uma variável numérica para cada dia do mês que varia de 1 a 30 ou 31 dias com 3 graus de liberdade. O mesmo modelo representado pela Equação 4.21 foi aplicado em todas as cidades.

O risco relativo do efeito principal é previsto entre o índice de calor mediano ao longo dos dias de onda de calor versus a Temperatura de Mínima Mortalidade (TMM) baseada na distribuição anual do índice de calor. A TMM se refere a uma temperatura na qual pouco ou nenhum efeito adverso da temperatura sobre a mortalidade é esperado (GASPARRINI *et al.*, 2011; DINIZ *et al.*, 2020). O efeito adicionado é estimado como o exponencial do coeficiente da variável indicadora (OC_d). O efeito total também foi estimado, somando-se as contribuições individuais. A metodologia e resultados do risco relativo dos tipos de tempo (SSC) sobre a mortalidade de idosos está apresentada no Apêndice A.

Após obter uma estimativa para cada capital brasileira em específico, um processo meta-analítico foi realizado baseado sobre a máxima verossimilhança restrita para agrupar as estimativas e obter uma medida resumo para o Brasil e cada região administrativa (VAN HOUWELINGEN., 2002). O agrupamento por meio de meta-análise foi realizado a partir do pacote *Metafor* do programa R.

4.4.6.1 Validação do modelo estatístico

A validação de um modelo estatístico é frequentemente usada para verificar se o modelo escolhido está bem ajustado e possui bom desempenho de predição (TADANO *et al.*, 2009). O método de validação utilizado aqui chama-se *Holdout*, esse método divide os dados em dados de treinamento e dados de teste, isto é, uma pequena parte dos dados amostrais é separada para avaliar o desempenho do modelo, enquanto a parte maior é utilizada para “treinar” o modelo estatístico, isto é, ajustá-lo.

De acordo com Tadano *et al.* (2009) um teste estatístico simples e fácil de ser aplicado para verificar o ajuste de um modelo é o *pseudo R²*, definido pela Equação 4.22.

$$R_D^2 = 1 - \frac{D_C}{D_0} \quad (4.22)$$

onde D_C é o desvio do modelo ajustado e D_0 é o desvio antes da aplicação do modelo. O *pseudo R²*, semelhante ao coeficiente de determinação em modelos de regressão linear (R^2), mede a redução no desvio devido a inclusão de variáveis explicativas no modelo (RIBEIRO, 2006).

4.4.7 PROJEÇÃO DO RISCO RELATIVO DE MORTALIDADE DE IDOSOS ASSOCIADO ÀS ONDAS DE CALOR

O risco relativo foi inicialmente projetado para cada contribuição do calor na mortalidade de idosos durante ondas de calor, afim de obter a projeção da contribuição total das OC na mortalidade de idosos. Sendo assim, as projeções do risco relativo de mortalidade de idosos associado à persistência média das ondas de calor foram realizadas baseando-se no valor do coeficiente estimado para efeitos adicionados pelo modelo estatístico mostrado na seção 4.4.6. Este coeficiente equivale ao aumento ou diminuição da mortalidade de idosos (por doenças respiratórias e/ou cardiovasculares) em um (1) dia de onda de calor. Com relação ao efeito principal do calor, as projeções foram feitas baseando-se no coeficiente estimado para os efeitos principais do calor na mortalidade pelo modelo estatístico. Este coeficiente equivale ao aumento ou diminuição da mortalidade de idosos a cada 1°C. Sendo assim, o risco relativo pode ser projetado para o período futuro para cada contribuição, a partir das equações a seguir (PENG *et al.*, 2011; DINIZ *et al.*, 2020):

$$RR_{proj_adicionado} = e^{(\beta\Delta L)} \quad (4.23)$$

$$RR_{proj_principal} = e^{(\beta\Delta IC)} \quad (4.24)$$

onde β é o valor estimado pelo modelo estatístico para os efeitos adicionados e efeitos principais, respectivamente. ΔL e ΔIC são respectivamente a diferença da duração média das ondas de calor e a diferença do IC médio durante ondas de calor entre o presente e em cada um dos períodos futuros (próximo e distante) nos cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas para os percentis 90, 95 e 98 em cada um dos modelos climáticos (Eta-MIROC5 e Eta-HADGEM2-ES).

Após obter as projeções do risco relativo das contribuições individuais, a projeção do risco relativo da contribuição total das OC na mortalidade de idosos foi calculada, somando-se as contribuições individuais em cada capital brasileira. Para obter uma medida resumo do risco relativo projetado para o Brasil e suas regiões administrativas, processos meta-analíticos foram aplicados (VAN HOUWELINGEN et al., 2002).

4.4.8 QUANTIFICAÇÃO DAS MORTES ATRIBUÍVEIS ÀS ONDAS DE CALOR: HISTÓRICAS E PROJEÇÕES

As mortes esperadas de idosos por doenças do aparelho circulatório e respiratório durante dias de ondas de calor para cada limiar de identificação de onda de calor foi calculado para o presente (1996-2016) e projetado para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099) considerando os cenários de mudanças climáticas (RCP4.5 e RCP8.5) e hipóteses de adaptação e não adaptação ao clima futuro, utilizando a Equação 4.25 obtida por PENG *et al.* (2010) e aplicada em diferentes estudos no mundo (GUO *et al.*, 2018; DINIZ *et al.*, 2020).

$$M_{calor} = N \times (RR - 1) \times OCN \quad (4.25)$$

$$N = POP \times MR,$$

onde M_{calor} é o número de mortes relacionados às ondas de calor, N é número médio de mortes em dias de não ocorrência de ondas de calor, RR é o risco relativo projetado associado à contribuição total das ondas de calor na mortalidade de idosos. OCN é o número de dias anuais de ondas de calor em cada período que deseja-se estimar a mortalidade, variando também para as hipóteses de adaptação e não adaptação. POP é a população anual, para as projeções foi

utilizado o **POP** com variância mediana. **MR** é a taxa de mortalidade diária média histórica em dias de não ocorrência de ondas de calor.

4.4.9 TESTE DE T-STUDENT PARA COMPARAÇÃO ENTRE MÉDIAS

Para verificar se as diferenças encontradas entre os dados do presente (modelados) e as projeções foram significativas, o teste t de *Student* para amostras independentes foi aplicado. O t de *Student* averigua se a média da variável do Eta-MIROC5 ou Eta-HADGEM2-ES (μ_1) projetada tem diferença significativa da média da variável no presente (μ_2) (KIM, 2015). As hipóteses a serem testadas são:

$$\begin{cases} H_0 = \mu_1 = \mu_2 \\ H_1 = \mu_1 \neq \mu_2 \end{cases}$$

onde H_0 é a hipótese nula e H_1 é a hipótese alternativa.

A equação para o t de *Student* para duas amostras independentes é dada por:

$$t = \frac{\mu_1 - \mu_2}{\sqrt{\frac{S_1^2}{n_1} + \frac{S_2^2}{n_2}}} \quad (4.26)$$

onde μ_1 e μ_2 são as médias de cada grupo que se quer testar, S_1 e S_2 são os desvios padrão para cada grupo e n_1 e n_2 são os tamanhos de cada amostra. Os graus de liberdade (gl) se dão pela Equação 4.27.

$$gl = n_1 + n_2 - 2 \quad (4.27)$$

A significância estatística escolhida para o teste foi de 5%, isto é, intervalo de confiança de 95%. Se as diferenças encontradas forem significativas, o p-valor será menor que 0,05 ($p < 0,05$) e a hipótese nula é rejeitada.

4.5 ÍNDICE DE ADAPTAÇÃO URBANA (UAI)

Considerando que as projeções do número de mortes de idosos associados às ondas de calor foram calculadas para as hipóteses de nenhuma adaptação e adaptação completa às ondas de calor, viu-se necessário saber o potencial adaptativo das capitais brasileiras, para verificar se estas cidades atualmente já possuem planos e projetos que facilitem a adaptação das cidades no futuro. Pensando nisso, foi calculado o Índice de Adaptação Urbana (UAI – *Urban Adaptation Index*).

O índice UAI foi desenvolvido no âmbito do projeto CiaAdapta e foi aplicado para cidades paulistas no estudo de Neder *et al.* (2021). O UAI é baseado em dados de intervenções urbanas das cidades relacionadas com a adaptação climática, de acordo com o Plano Nacional de Adaptação à Mudança do Clima (PNA). Essas intervenções são focadas em cinco dimensões de políticas públicas, como: Habitação, Mobilidade, Produção de Alimento, Gestão Ambiental e Respostas aos Impactos Climáticos. Este índice foi construído por Neder *et al.* (2021) utilizando os dados do relatório do Perfil dos Municípios Brasileiros de 2017 do Instituto Brasileiro de Estatística e Geografia (IBGE, 2018a). Nesta pesquisa o Índice de Adaptação Urbana (UAI) foi baseado no Perfil dos Municípios Brasileiros de 2019 (mais atual). As informações do Perfil dos Municípios Brasileiros de 2019 podem ser acessadas pelo site do IBGE Cidades na aba MUNIC (<https://cidades.ibge.gov.br/>).

Por ser baseado no Perfil dos Municípios Brasileiros, o UAI reúne informações de elementos que podem influenciar o potencial de adaptação de um município aos impactos climáticos (NEDER *et al.*, 2021). Essas informações possibilitam os governos locais analisar suas fragilidades, dando subsídios para implementação de medidas adaptativas eficientes (NEDER, 2019).

Para facilitar a aplicação do índice UAI nos municípios brasileiros, Neder *et al.* (2021) propôs indicadores baseados no Perfil dos Municípios Brasileiros do IBGE e os correlacionou com cada dimensão do PNA. O Quadro 4.3 apresenta as dimensões do PNA e os respectivos indicadores.

Quadro 4.3 – Correlação entre as dimensões do Plano Nacional de Adaptação as Mudanças do Clima e os indicadores do Perfil dos Municípios Brasileiros.

Dimensões	Indicadores
Habitação	Existe plano municipal de habitação?
	Existe conselho municipal de habitação?
	Existe fundo municipal de habitação?
Mobilidade urbana	Existe plano municipal de transporte?
	Existe transporte coletivo por ônibus intramunicipal?
	Existe transporte coletivo por ônibus intermunicipal?
	Existe ciclovia no município?
	Existe bicicletário no município?
Agricultura sustentável	A prefeitura desenvolve programa ou ação de estímulo à agricultura orgânica?
	A prefeitura desenvolve programa ou ação de estímulo à agricultura familiar?
	A prefeitura desenvolve programa ou ação de estímulo à Produção de hortas comunitárias?
	A prefeitura desenvolve programa ou ação de estímulo à Prevenção contra problemas climáticos no setor?
	A prefeitura desenvolve programa ou ação de estímulo ao associativismo?
Gestão Ambiental	O município possui fundo municipal do meio ambiente?
	Existe legislação que contemple o saneamento básico?
	Existe legislação que contemple zona de proteção ou controle ambiental?
	Existe legislação que contemple poluição do ar?
	Existe legislação que contemple a proteção a biodiversidade?
	Existe legislação que contemple a adaptação e mitigação a mudança do clima?
	O município possui plano de gestão integrada de resíduos sólidos?
	O município paga diretamente por serviços ambientais?
Resposta aos impactos climáticos	O município possui como instrumento de planejamento lei do uso e ocupação do solo? Enchentes
	O município possui como instrumento de planejamento lei do uso e ocupação do solo? Deslizamentos
	O município possui como planejamento Plano municipal de redução de riscos?
	O município possui carta geotécnica de aptidão à urbanização?
	Existe no município coordenação municipal de defesa civil?

Fonte: (NEDER, 2019)

Para aplicação do índice UAI nas capitais brasileiras, foram substituídas por “1” (um) todas as respostas afirmativas aos indicadores do Quadro 4.3. Já quando as respostas fossem negativas ou não houvesse informação sobre o indicador selecionado, foi atribuído o valor “0” (zero). Os resultados de cada dimensão foram obtidos pela média aritmética de seus indicadores, variando de “0” (zero) para os casos menos ideais a “1” (um) para os casos ideais. O UAI foi definido pela média aritmética de todas as dimensões. Neder *et al.* (2021) dividiu os resultados do índice UAI em cinco faixas iguais, variando entre a pior situação em vermelho escuro até a melhor situação em verde escuro, conforme apresentado pela Tabela 4.37.

Tabela 4.37 – Faixas de pontuação do UAI

Faixas UAI
0 – 0,2000
0,2001 – 0,4000
0,4001 – 0,6000
0,6001 – 0,8000
0,8001 – 1

Fonte: (NEDER, 2019)

CAPÍTULO 5 – VISÃO GERAL DA POPULAÇÃO IDOSA E MORTALIDADE NO BRASIL

Este capítulo apresenta a visão geral da população idosa no Brasil e mortalidade de idosos por doenças respiratórias (DRSP) e cardiovasculares (DCV) para as 26 capitais dos estados brasileiros e o Distrito Federal. Em 5.1 é apresentado a estimativa, proporção e tendência da população idosa nas capitais brasileiras. Em 5.2 as taxas de mortalidade de idosos por DCV e DRSP são analisadas por meio de médias anuais, séries temporais, tendências e comportamento nos períodos quentes e frios. Em 5.3 são apresentadas as projeções para a população idosa no Brasil e nas suas capitais até o ano de 2100.

5.1 POPULAÇÃO IDOSA NO BRASIL NA ATUALIDADE

A Tabela 5.1 apresenta a descrição da população total e idosa estimada para o ano de 2016 de forma geral e separada por gênero. A proporção de idosos em cada capital com relação a população total da capital também é apresentada.

É possível observar na Tabela 5.1 que a capital mais populosa do Brasil é São Paulo com 12.038.175 habitantes, em seguida Rio de Janeiro com 6.498.837 habitantes. A urbanização e a polarização da economia nestas cidades fizeram com que muitas pessoas migrassem do Nordeste e do interior dos estados, contribuindo para o crescimento populacional dessas capitais (MATOS & BAENINGER, 2001). Em contrapartida, as cidades Boa Vista e Vitória apresentam as menores populações entre todas as capitais, com 326.419 e 359.555 habitantes, respectivamente.

Com relação a população idosa nas capitais brasileiras, a Tabela 5.1 mostra que o número de idosos do gênero feminino é predominante em relação ao gênero masculino em todas as capitais. O estudo de Veras *et al.* (1988) aponta que a esperança de vida da mulher ao nascer teve um aumento mais significativo do que em relação aos homens com o passar dos anos. As principais causas deste aumento são as diferenças biológicas entre os homens e mulheres; as diferenças de exposição às causas de risco de trabalho, do qual os homens são mais expostos; menor consumo de álcool e tabaco pelas mulheres em comparação aos homens; atitude das

mulheres em relação a doenças e incapacidades; e assistência médico-obstétrica (VERAS *et al.*, 1988).

Tabela 5.1 – População total e idosa estimada no ano de 2016

Capitais	População total	Pop. Idosa masculina	Pop. Idosa feminina	Pop. Idosa total	Porcentagem de idosos (%)
Aracaju	641523	24117	38625	62742	9,8
Belém	1446042	63133	94546	157679	10,9
Belo Horizonte	2513451	147849	223200	371049	14,8
Boa Vista	326419	8777	9607	18385	5,6
Brasília	2977216	122662	170138	292800	9,8
Campo Grande	863982	41893	57460	99353	11,5
Cuiabá	585367	25988	33290	59278	10,1
Curitiba	1893997	105390	152855	258245	13,6
Florianópolis	477798	29179	38939	68118	14,3
Fortaleza	2609716	102332	165007	267339	10,2
Goiânia	1448639	66898	94804	161702	11,2
João Pessoa	801718	31823	51909	83732	10,4
Macapá	465495	12013	14434	26447	5,7
Maceió	1021709	37691	59010	96700	9,5
Manaus	2094391	60042	77903	137944	6,6
Natal	877662	37905	60840	98746	11,3
Palmas	279856	6466	6880	13346	4,8
Porto Alegre	1481019	101837	163421	265258	17,9
Porto Velho	511219	15081	16617	31698	6,2
Recife	1625583	75410	133256	208666	12,8
Rio Branco	377057	11861	14593	26454	7,0
Rio de Janeiro	6498837	439351	678841	1118192	17,2
Salvador	2938092	120747	193457	314204	10,7
São Luís	1082935	34968	54209	89176	8,2
São Paulo	12038175	687086	1007239	1694325	14,1
Teresina	847430	29759	46468	76228	9,0
Vitória	359555	21054	30893	51947	14,4

Fonte: Elaborado pela autora (2022).

A cidade de São Paulo, apesar de ser a capital com a maior população do Brasil, não é a que apresenta a maior proporção de idosos. A população idosa na cidade de São Paulo equivale a 14,4% da sua população total, sendo a quarta capital com a maior proporção de idosos do país. Em primeiro lugar, está a cidade de Porto Alegre, onde os idosos representam 17,9% da população, logo em seguida está o Rio de Janeiro com uma população idosa que representa 17,2% da sua população total. As capitais da região Norte possuem a menor

proporção de idosos entre as demais capitais do país, sendo a cidade de Palmas com uma proporção de idosos de apenas 4,8% da sua população total.

A Figura 5.1 mostra a evolução da população idosa ao longo dos anos nas capitais brasileiras. Esta população está crescendo linearmente ao longo dos anos em todas as capitais do Brasil. Nota-se uma tendência de aumento da população idosa em todas as capitais (Figura 5.1). Com a tendência de aumento da população idosa, a preocupação com o bem estar e saúde desta população vem à tona, uma vez que os idosos são considerados grupo de risco para muitas doenças crônicas na atualidade, principalmente doenças dos sistemas respiratório e circulatório (SOAR, 2015). O estudo de Miranda *et al.* (2016) corrobora com os resultados aqui mostrados, de que a população idosa está crescendo com o passar dos anos, uma vez que a esperança de vida da população brasileira vem aumentando desde 1920, onde era de apenas 35,2 anos e representava apenas 4% da população total, e em 2010 essa esperança de vida dobrou (quase 74 anos), e os idosos já representavam 10,8% da população total.

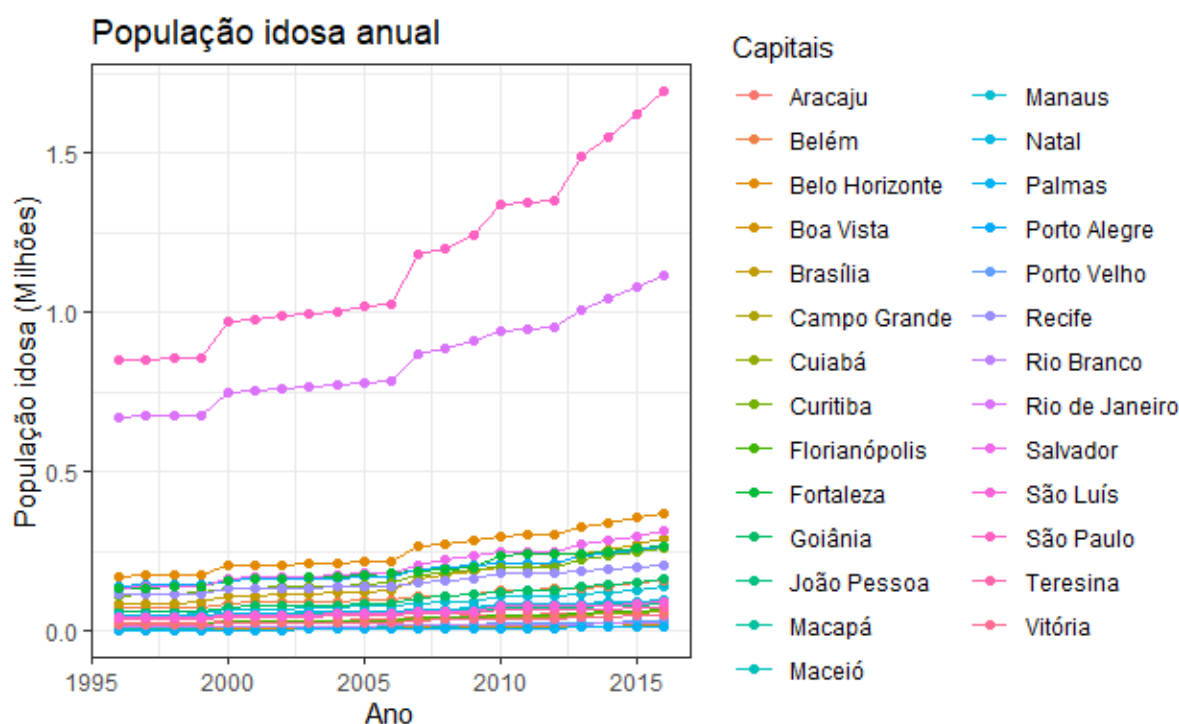


Figura 5.1 – População idosa anual das capitais brasileiras de 1996 a 2016. Fonte: Elaborada pela autora (2022).

5.2 PROJEÇÃO DA POPULAÇÃO IDOSA NO BRASIL

A Figura 5.2 mostra a estimativa da população idosa no Brasil de 1996 a 2020 e projeções para o período de 2021 a 2100 com limite inferior considerando baixa variação na fertilidade e limite superior com alta variação na fertilidade.

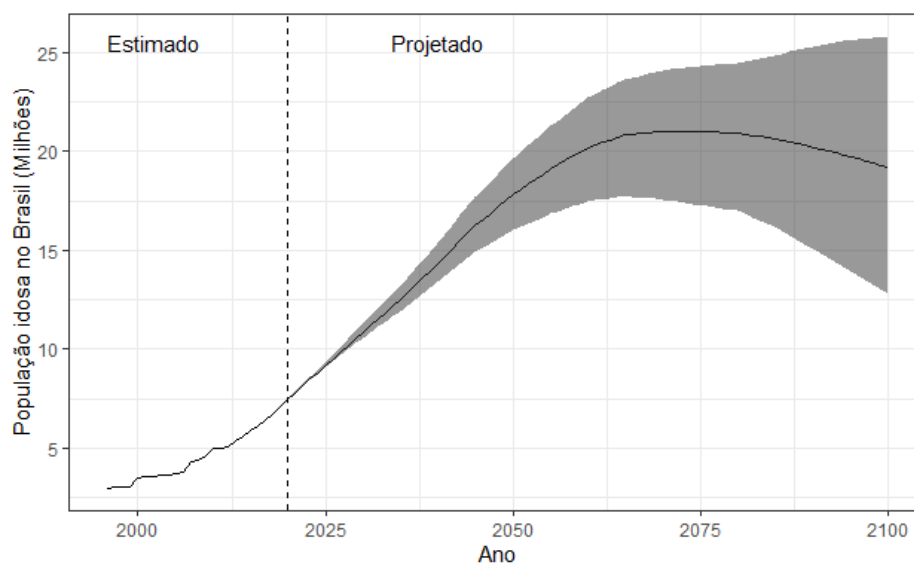


Figura 5.2- Estimativa (1996-2020) e projeção (2021-2100) da população idosa no Brasil. Fonte: Elaborado pela autora (2022).

A estimativa da população idosa do Brasil ao longo dos anos de 1996 a 2020 mostra um aumento da população idosa no país de cerca de 200% (Figura 5.2). A estimativa ao longo dos anos já mostra uma tendência de aumento da população idosa no Brasil, o que é confirmado pela projeção dessa população no país (Figura 5.2). As projeções na Figura 5.2 mostram que a população idosa com variação mediana na fertilidade (linha preta) atinge o pico da população em meados de 2075 com aproximadamente 21 milhões de idosos, após esse período a população se estabiliza e começa a diminuir até 2100. Com baixa variação na fertilidade (limite inferior sombreado) as projeções mostram que o pico da população idosa no país é atingido no ano de 2063 com 17 milhões de idosos, após 2063 a população idosa apresenta uma queda brusca até 2100, atingindo 12,5 milhões de idosos no final do século. O cenário que apresenta o maior aumento da população idosa no país, é considerando uma alta variação da fertilidade. Nesse

cenário a população idosa cresce quase exponencialmente até o final do século e atinge 26 milhões de idosos no país.

Assim como no país, as projeções também mostram o aumento da população idosa em todas as capitais brasileiras como mostra a Tabela 5.2. As capitais da região Norte do país mostram os maiores aumentos percentuais da população idosa em relação ao presente, crescimentos acima de 210% em 2050 e acima de 350% em 2100, ambos considerando variação mediana na fertilidade.

Tabela 5.2 – Mudança percentual da população idosa projetada nas capitais brasileiras e Distrito Federal em relação ao presente.

Capitais	Mudança percentual (%) 2050			Mudança percentual (%) 2100		
	Variância			Variância		
	Baixa	Mediana	Alta	Baixa	Mediana	Alta
Aracaju	162,7	192,4	221,7	110,0	214,0	322,0
Belém	166,0	196,3	226,4	113,0	218,9	328,7
Belo Horizonte	157,5	186,8	215,8	106,1	208,5	314,8
Boa Vista	189,3	223,3	257,2	132,8	249,9	371,3
Brasília	187,6	220,5	253,2	130,4	245,2	364,3
Campo Grande	168,9	199,8	230,3	115,5	222,8	334,2
Cuiabá	176,7	208,7	240,4	122,0	232,9	348,0
Curitiba	164,1	194,3	224,2	111,5	216,8	326,0
Florianópolis	179,8	212,1	244,3	124,5	236,7	353,1
Fortaleza	150,7	179,0	207,0	100,4	199,6	302,6
Goiânia	168,9	199,7	230,2	115,4	222,6	333,8
João Pessoa	150,8	179,0	206,9	100,4	199,5	302,4
Macapá	186,9	220,4	253,8	130,6	246,3	366,3
Maceió	160,7	190,3	219,5	108,5	211,9	319,3
Manaus	180,7	213,3	245,6	125,3	238,1	355,1
Natal	153,6	182,2	210,6	102,7	203,1	307,3
Palmas	183,8	217,1	250,3	128,3	243,0	362,0
Porto Alegre	153,0	181,7	210,1	102,4	202,8	306,9
Porto Velho	174,9	207,1	239,2	121,1	232,2	347,3
Recife	153,4	181,8	209,9	102,4	202,3	306,0
Rio Branco	171,8	203,4	234,8	118,3	227,6	341,0
Rio de Janeiro	149,6	178,0	206,2	99,8	199,1	302,1
Salvador	167,0	197,3	227,2	113,6	219,5	329,4
São Luís	159,7	189,1	218,3	107,7	210,8	317,7
São Paulo	159,6	189,3	218,8	108,0	211,5	318,9
Teresina	157,4	186,5	215,3	105,8	207,7	313,6
Vitória	174,0	205,3	236,3	119,4	228,6	341,9

Fonte: Elaborado pela autora (2022)

5.3 MORTALIDADE DE IDOSOS POR DCV E DRSP

5.3.1 RESUMO ESTATÍSTICO

A Figura 5.3 apresenta a taxa de óbitos média de idosos por DCV e DRSP a cada 100 mil habitantes idosos no Brasil e em cada uma das cinco regiões administrativas.

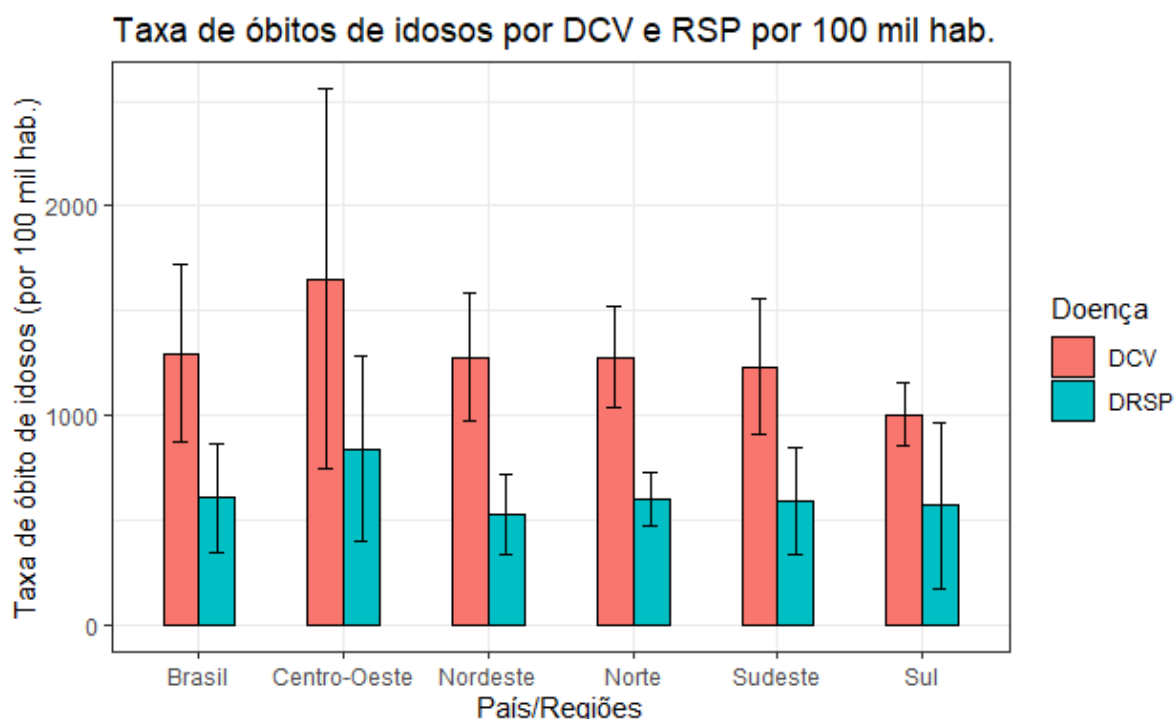


Figura 5.3 – Taxa de óbitos média de idosos por DCV e DRSP a cada 100 mil habitantes idosos no período de 1996 a 2016. Fonte: Elaborado pela autora (2022).

Como pode ser observado na Figura 5.3 a taxa de mortalidade média de idosos por doenças cardiovasculares no Brasil é de 1296 óbitos a cada 100 mil habitantes idosos, muito mais elevada do que por doenças respiratórias que tem taxa média de 607 óbitos a cada 100 mil habitantes idosos. Os estudos de Gawryszewski e Mello (2004) e Paes (2016) mostram que a taxa de mortalidade média por doenças cardiovasculares em idosos é alta comparada com outras doenças no Brasil, o que corrobora com o resultado observado na Figura 5.3. A região Centro-Oeste possui a maior taxa de mortalidade de idosos por ambas as doenças no país, devido a estação seca na região, que é marcada por muitos focos de queimadas.

A Tabela 5.3 apresenta o resumo descritivo de óbitos de idosos por DRSP e DCV no período de 1996 a 2016 de cada uma das 26 capitais brasileiras e do Distrito Federal.

Tabela 5.3 – Resumo descritivo da mortalidade de idosos por doenças respiratórias e cardiovasculares nas capitais brasileiras, por doença e por gênero no período de 1996 a 2016

Capital	Taxa de morte média anual (Nº mortes/100 mil hab.)				Total
	Por doença		Por gênero		
	DCV	DRSP	Maculino	Feminino	
Aracaju	1383	496	840	1039	1879
Belém	1370	677	962	1084	2046
Belo Horizonte	801	942	816	927	1743
Boa Vista	1340	452	1049	743	1792
Brasília	836	493	692	636	1329
Campo Grande	2119	1265	1752	1632	3384
Cuiabá	2698	1184	1966	1915	3882
Curitiba	929	1025	954	1000	1954
Florianópolis	903	296	576	624	1199
Fortaleza	981	387	645	723	1368
Goiânia	957	426	696	687	1382
João Pessoa	1367	498	862	1003	1865
Macapá	1167	483	888	762	1650
Maceió	1689	567	1035	1222	2256
Manaus	1141	507	842	805	1648
Natal	863	949	900	912	1812
Palmas	924	789	891	823	1714
Porto Alegre	1176	388	690	874	1563
Porto Velho	1308	590	1068	831	1898
Recife	1596	640	975	1261	2236
Rio Branco	1706	701	1595	812	2406
Rio de Janeiro	1185	494	770	909	1679
Salvador	1306	520	798	1028	1827
São Luís	1444	432	901	975	1876
São Paulo	1538	572	1008	1102	2110
Teresina	871	271	566	576	1142
Vitória	1406	341	828	919	1747

Fonte: Elaborado pela autora (2022).

As mortalidades por doenças respiratórias e cardiovasculares variam de capital para capital, entretanto, em sua maioria, as maiores taxas de mortalidade anual são devido às doenças cardiovasculares, principalmente em Cuiabá e Campo Grande que possuem os maiores casos no período estudado (2698 e 2119 óbitos anuais por 100 mil habitantes, respectivamente). Já nas cidades de Curitiba, Natal e Belo Horizonte a diferença entre a taxa de mortalidade por doença respiratória e doença cardiovascular é pequena (menos de 100 casos a cada 100 mil habitantes), sendo as maiores taxas de mortalidade para doenças respiratórias.

É interessante observar na Tabela 5.3 que a taxa de mortalidade é mais elevada em idosos do gênero masculino nas capitais das regiões Norte e Centro-Oeste do país, com exceção de Belém. Nas demais capitais a taxa de mortalidade é mais elevada em idosos do gênero feminino. A população idosa feminina é maior do que a masculina em todas as capitais do Brasil, então espera-se que o número de óbitos seja maior para esse gênero. Entretanto, as capitais da região Norte e Centro-Oeste do país ainda apresentam uma taxa de mortalidade maior de homens idosos do que mulheres, isto possivelmente ocorre, porque os homens idosos demoram mais tempo para procurar ajuda médica e também em comparação com as mulheres, são mais negligentes quanto a realização de exames de rotina (Veras *et al.*, 1988).

5.3.2 COMPORTAMENTO ANUAL E TENDÊNCIA TEMPORAL

A Figura 5.4 mostra o comportamento da taxa de mortalidade anual de idosos por DRSP e DCV entre o período de 1996 a 2016. A Figura 5.5 mostra se as tendências observadas pelas séries temporais (Figura 5.4) são significativas ou não.

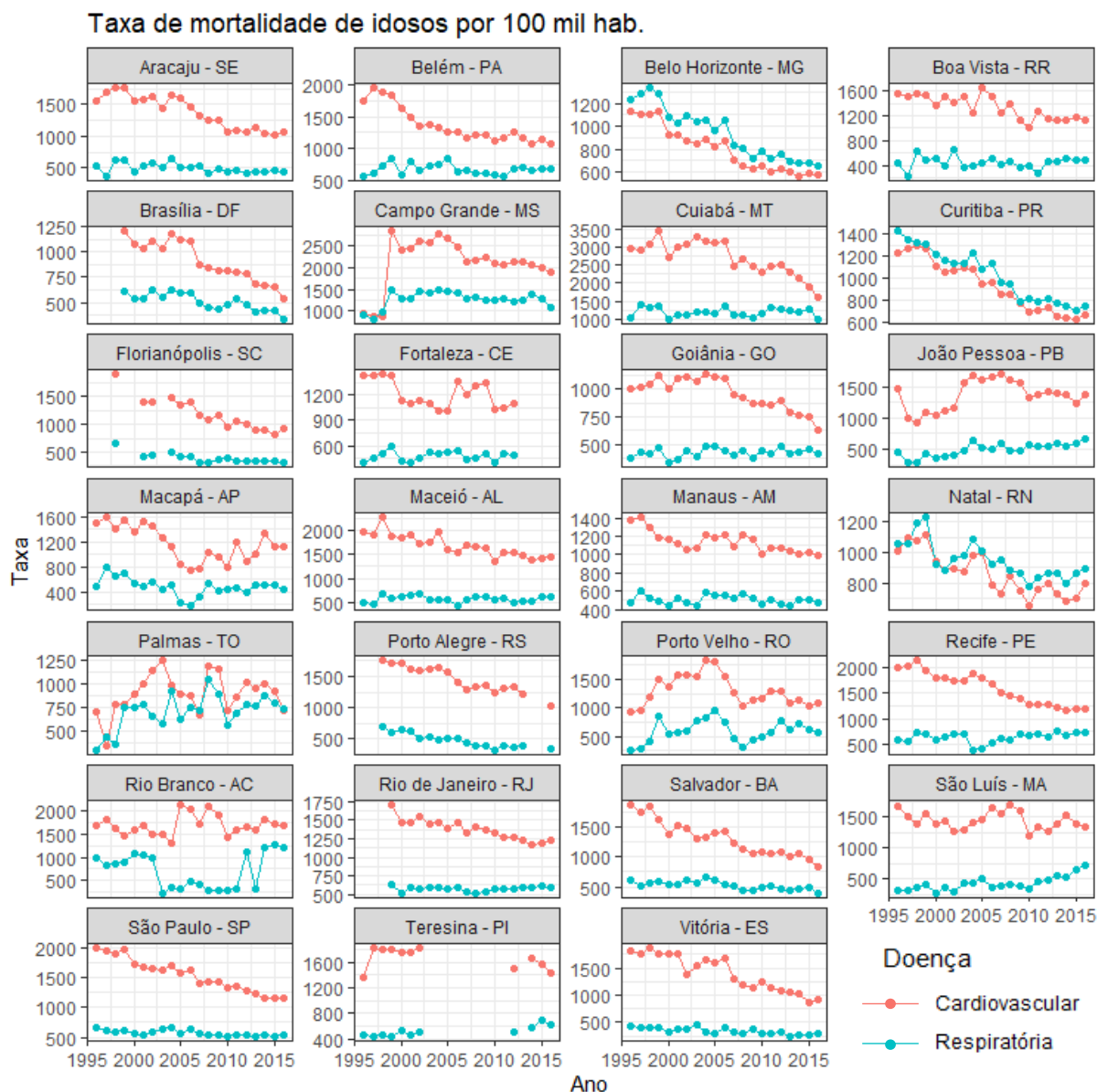


Figura 5.4 – Taxa de mortalidade de idosos por doenças cardiovasculares (linha vermelha) e respiratórias (linha azul) por 100 mil habitantes idosos no período de 1996 a 2016 nas capitais brasileiras. Fonte: Elaborado pela autora (2022).

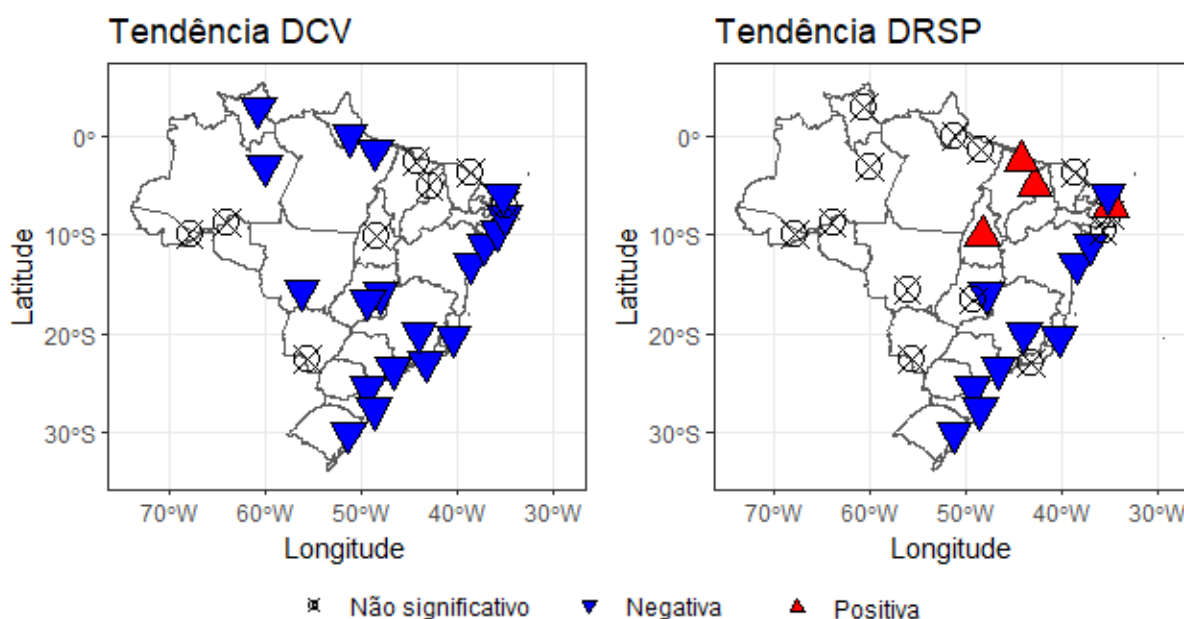


Figura 5.5 – Tendência temporal da taxa de mortalidade de idosos por DCV e DRSP a cada 100 mil habitantes no período de 1996-2016. Setas em azul representam tendência negativa significativa ($p < 0,05$) e setas em vermelho representam tendência positiva significativa ($p < 0,05$). O círculo com um x representa tendências não significativas ($p > 0,05$). Fonte: Elaborado pela autora (2022).

A taxa de mortalidade por doenças DCV era maior no final dos anos 90 do que nos tempos atuais (Figura 5.4), apresentando uma tendência de diminuição em grande parte das capitais brasileiras. As tendências de diminuição observadas são significativas ($p < 0,05$) em quase todas as capitais que apresentam essa tendência, com exceção de São Luís, Porto Velho, Teresina e Campo Grande, onde $p > 0,05$ (Figura 5.5). De acordo com o estudo de Ishitani *et al.* (2016), a taxa de mortalidade por DCV vem diminuindo ao longo dos anos devido ao aumento da qualidade de vida da população, impulsionado pelo aumento da escolaridade e busca de informação em relação à saúde. Algumas capitais apresentaram uma leve tendência de aumento na taxa de mortalidade por DCV, como João Pessoa, Rio Branco e Palmas, entretanto, como mostra a Figura 5.4 esse aumento não se mostrou significativo estatisticamente ($p > 0,05$).

Em relação a taxa de mortalidade anual de idosos por DRSP, a tendência varia muito entre as capitais, algumas apresentaram aumento e outras diminuição da taxa de óbitos ao longo do tempo. Aracaju, Belo Horizonte, Brasília, Curitiba, Florianópolis, Natal, Porto Alegre, Salvador e Vitória apresentaram tendência de diminuição significativa na taxa de mortalidade (Figura 5.5). As capitais Belém, Campo Grande, Cuiabá, Macapá, Maceió e Manaus também

apresentaram tendência de diminuição da taxa de mortalidade, entretanto esta diminuição não foi considerada significativa estatisticamente ($p > 0,05$). Assim como a taxa de mortalidade por DCV, a taxa de mortalidade por DRSP mostrou tendência de diminuição devido ao aumento da busca de informação associado à saúde, como exames precoces e vacinação (FRANSCISCO *et al.*, 2005). A vacinação de idosos contra a Influenza vem fazendo com que a taxa de mortalidade por doenças respiratórias nestes idosos diminua em todo país (FAÇANHA, 2005). A diminuição do tabagismo por idosos nas capitais brasileiras também é um fator importante que contribui para a diminuição da taxa de mortalidade (MS, 2014).

Algumas capitais brasileiras mostraram aumento na taxa de mortalidade de idosos por DRSP ao longo dos anos, como foi o caso de Boa Vista, Fortaleza, Goiânia, João Pessoa, Palmas, Porto Velho, Recife, Rio Branco, Rio de Janeiro, São Luís e Teresina, entretanto, dessas capitais, a tendência de aumento foi significativa apenas nas capitais João Pessoa, Palmas, São Luís e Teresina (Figura 5.5). Dunk *et al.* (2020) mostraram que a taxa de óbitos de idosos por DRSP aumentou entre os anos 2000 e 2015 no estado do Maranhão, o que corrobora com o resultado encontrado neste estudo para a cidade de São Luís, MA. Da Silva *et al.* (2020) notaram em seu estudo um aumento de 38,6% na incidência de DRSP em idosos em Teresina, os pesquisadores atribuíram este aumento às características específicas da região, como características geográficas e organização do serviço de saúde. Azevedo *et al.* (2017) verificaram um aumento no número de casos de DRSP em idosos no período de 2002 a 2013 na cidade de João Pessoa, e assim como Da Silva *et al.* (2020) em Teresina, os pesquisadores também atribuíram o aumento de casos ao serviço de saúde da cidade e as medidas de prevenção e vacinação ineficazes. Em Palmas, Lima (2018) mostrou que o tempo seco e o aumento das queimadas estão associados com o aumento de casos de DRSP na cidade.

De acordo com o programa de queimadas do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) os focos de incêndio vêm aumentando ao longo dos anos, principalmente nas regiões Norte, Nordeste e Centro-Oeste do país. As partículas liberadas pelas queimadas são nocivas à saúde respiratória da população, principalmente naqueles que possuem um fator de risco maior, como é o caso dos idosos (ALVES *et al.*, 2017). Sendo assim, o aumento significativo na taxa de óbitos de idosos por DRSP nas cidades de João Pessoa, Palmas, São Luís e Teresina, podem estar associados a organização do serviço de saúde local e ao aumento do número de focos de incêndios ao longo dos anos (AZEVEDO *et al.*, 2017; LIMA, 2018; DA SILVA *et al.*, 2020; DUNK *et al.*, 2020).

5.3.3 FREQUÊNCIA DA MORTALIDADE NOS PERÍODOS DO ANO

A Figura 5.6 apresenta a porcentagem de óbitos de idosos por DCV e DRSP, durante os períodos quentes e frios entre 1996 a 2016. Apesar das diferenças serem pequenas, a porcentagem de óbitos mostrou-se mais elevada durante os períodos frios (seis meses menos quentes do ano) do que durante os períodos quentes (seis meses mais quentes do ano) em quase todas as capitais brasileiras para ambas as doenças. Estes resultados corroboram com outros estudos realizados no Brasil que mostram que a taxa de mortalidade de idosos por doenças cardiovasculares e respiratórias são mais elevadas durante baixas temperaturas (SHAROVSKY *et al.*, 2004; FERNANDES & LEITE, 2018; GALVÃO *et al.*, 2017; FERREIRA *et al.*, 2019). Além de estudos no Brasil, outros estudos como Sheth *et al.* (1999), Marshal *et al.* (1998) e Gasparini *et al.* (2015) mostram que o risco de mortalidade de idosos é mais elevado para baixas temperaturas em diversas partes do mundo. Estes estudos indicam que as baixas temperaturas são fatores causais diretos para doenças cardiovasculares e respiratórias, uma vez que as baixas temperaturas afetam o sistema termorregulatório e também propiciam o aumento da incidência de infecções virais (VOGELAERE & PEREIRA, 2005; REICHERT *et al.*, 2010; MURTAS & RUSSO, 2019).

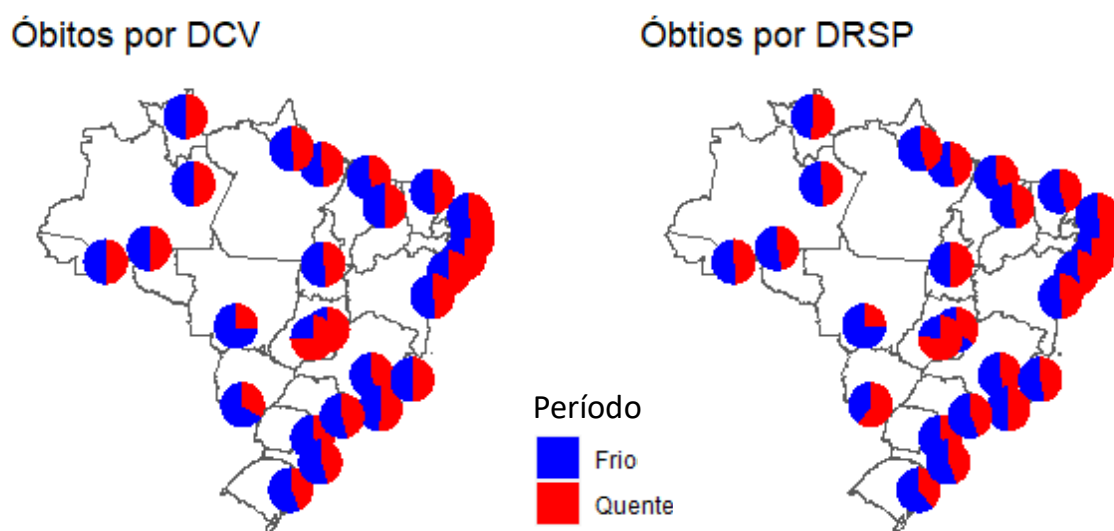


Figura 5.6 – Porcentagem de óbitos de idosos (a cada 100 mil habitantes) por doenças cardiovasculares e doenças respiratória durante o período quente e período frio de cada capital brasileira (1996-2016). Fonte: Elaborado pela autora (2022).

Algumas capitais, como Boa Vista, Goiânia e Rio de Janeiro são exceções, as porcentagens de óbitos para ambas as doenças foram maiores durante o período quente (51,3%, 74,1% e 52% de óbitos por DCV, respectivamente e 52,8%, 77% e 51,6%, de óbitos por DRSP, respectivamente). Apesar de não haver estudos que analisem mensalmente os óbitos por DRSP e DCV nestas cidades, há estudos que apresentam o risco relativo de mortalidade pelo aumento ou diminuição da temperatura do ar. O estudo de Ferreira *et al.* (2019) mostra que o risco de mortalidade por doenças cardiovasculares no Rio de Janeiro aumenta para temperaturas mais altas, tendo um aumento acima de 50% para temperaturas acima de 26°C. Em relação às DRSP no Rio de Janeiro, o estudo de Oliveira *et al.* (2020) mostra que o risco de mortalidade é também maior durante altas temperaturas (até 55% mais óbitos), o que concorda com os resultados encontrados para esta capital. Em Boa Vista, temperaturas elevadas também estão associadas à maiores riscos de mortalidade por doenças respiratórias e cardiovasculares, por este motivo a porcentagem de óbitos é mais alta durante o período quente (SILVEIRA *et al.*, 2019). Em Goiânia, o estudo de Silva-Junior *et al.* (2011) verificou que a incidência de pacientes com problemas respiratórios é maior nos meses de outono (março, abril e maio) e inverno (junho, julho e agosto). No presente estudo, os meses de março a abril e agosto a novembro representam o período quente para a cidade de Goiânia (meses com temperaturas mais altas de 1996 a 2016), desta forma, os meses de alta incidência de casos por DRSP observadas por Silva-Junior *et al.* (2011) são em parte semelhantes aos meses com as porcentagens de óbitos mais elevadas observadas no presente estudo.

Assim como baixas temperaturas, altas temperaturas também afetam o sistema termorregulatório, principalmente em idosos, e a desidratação durante temperaturas elevadas contribui para o aumento da mortalidade neste período (KENNY *et al.*, 2008). Além de temperaturas elevadas, durante o período quente em Goiânia e Boa Vista, o tempo é mais seco, contribuindo para o aumento das queimadas e poluição do ar, que podem aumentar os problemas cardiovasculares e respiratórios nestas cidades (RIBEIRO & ASSUNÇÃO, 2002).

Em algumas cidades o cenário se inverte a depender da doença, como é o caso de Brasília que apresentou porcentagem de óbitos por DCV mais elevada no período quente (64,2%) e por DRSP mais elevada no período frio (64,4%). O oposto foi observado na cidade de Campo Grande, onde a porcentagem de óbitos por DCV foi muito maior no período frio (66,3%) e por DRSP muito maior durante o período quente (61%). Não foram encontrados estudos que mostrem a variação mensal dos óbitos de idosos para comparar com os resultados obtidos nesta tese para o período quente e frio.

CAPÍTULO 6 – RESULTADOS DA ANÁLISE METEOROLÓGICA

Este capítulo apresenta os resultados das análises dos dados de temperatura máxima, umidade relativa média e o índice de calor máximo. As análises estão divididas em cinco partes. A primeira em 6.1 apresenta a correlação entre a temperatura máxima das estações e reanálise. A segunda em 6.2 apresenta um resumo estatístico das variáveis meteorológicas do estudo, como média e desvio padrão. Na terceira em 6.3 é mostrado o desempenho das simulações climáticas dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para o período de 1996 a 2016, verificado a partir das análises de viés e os métodos de Erro Absoluto Médio (MAE) e Erro Quadrático Médio (RSME). A quarta parte em 6.4 apresenta uma comparação entre as tendências das variáveis meteorológicas observadas e aquelas simuladas pelos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5. Em 6.5, última parte, são mostrados os resultados das mudanças na temperatura máxima, umidade relativa e IC máximo no futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099) dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 nos cenários das mudanças climáticas em relação ao presente (1996-2016).

6.1 CORRELAÇÃO ENTRE A TEMPERATURA MÁXIMA DE ESTAÇÃO E REANÁLISE

Para que a substituição das variáveis pudesse ser realizada e as análises estatísticas pudessem continuar sendo feitas com um conjunto de dados completo, a correlação de Pearson entre a temperatura máxima diária das estações meteorológicas e da reanálise foi realizada. Os coeficientes de correlação (r) para cada capital estão apresentados na Tabela 6.1. Como os coeficientes de correlação possuem valores altos e significativos ($p < 0,05$), decidiu-se por utilizar as temperaturas máximas da reanálise como os dados observados deste estudo. Por consequência, os dados diários da temperatura do ponto de orvalho também foram obtidos de reanálise para calcular a umidade relativa diária.

Tabela 6.1 – Correlação entre a temperatura máxima das estações automáticas e a temperatura máxima pós processamento da reanálise ERA-Interim

Capital	Coefficiente de correlação (r)	p-Valor
Aracaju	0,76	0,00
Belém	0,62	0,00
Belo Horizonte	0,84	0,00
Boa Vista	0,52	0,00
Brasília	0,50	0,00
Campo Grande	0,88	0,00
Cuiabá	0,71	0,00
Curitiba	0,90	0,00
Florianópolis	0,91	0,00
Fortaleza	0,62	0,00
Goiânia	0,79	0,00
João Pessoa	0,76	0,00
Macapá	0,65	0,00
Maceió	0,81	0,00
Manaus	0,60	0,00
Natal	0,67	0,00
Palmas	0,78	0,00
Porto Alegre	0,71	0,00
Porto Velho*	-	-
Recife	0,79	0,00
Rio Branco	0,60	0,00
Rio de Janeiro	0,89	0,00
Salvador	0,82	0,00
São Luís	0,63	0,00
São Paulo	0,90	0,00
Teresina	0,79	0,00
Vitória	0,90	0,00

*Dados de estação meteorológica indisponível no período

Fonte: Elaborado pela autora (2022).

6.2 RESUMO ESTATÍSTICO DAS VARIÁVEIS METEOROLÓGICAS

A Tabela 6.2 apresenta os valores médios diários e desvio padrão do período de 1996 a 2016 para a temperatura máxima (°C), umidade relativa associada à temperatura máxima (%) e o índice de calor máximo (°C) no período quente e período frio em cada capital brasileira e Distrito Federal.

Tabela 6.2 – Resumo estatístico das variáveis meteorológicas observadas no período de 1996 a 2016. Tmax é a temperatura máxima média diária, Umi é a umidade relativa média diária e DP é o desvio padrão.

Capital	Período quente						Período frio					
	Tmax (°C)	DP (°C)	Umi (%)	DP (%)	IC (°C)	DP (°C)	Tmax (°C)	DP (°C)	Umi (%)	DP (%)	IC (°C)	DP (%)
Aracaju	28,4	1,2	79,3	4,4	32,5	2,8	26,2	1,2	81,3	6,0	27,7	2,5
Belém	30,4	2,1	79,8	10,0	38,5	6,0	27,5	1,6	89,6	7,5	31,6	4,6
Belo Horizonte	26,2	3,0	75,2	16,9	26,8	4,9	24,1	2,8	69,2	13,2	24,7	3,2
Boa Vista	30,2	2,7	80,2	14,1	33,1	5,7	28,4	3,3	69,2	20,4	33,8	5,2
Brasília	27,7	3,1	61,0	21,1	28,2	3,9	26,1	2,4	66,9	15,9	26,7	3,7
Campo Grande	29,5	3,0	72,9	16,7	34,0	6,3	26,1	4,8	68,8	17,1	27,9	6,1
Cuiabá	31,3	3,4	63,3	20,5	35,6	5,5	29,3	2,8	69,6	16,3	32,9	4,9
Curitiba	24,7	3,2	87,7	10,7	25,4	6,7	20,9	4,3	86,8	11,5	21,6	6,1
Florianópolis	25,9	2,9	81,5	9,2	28,2	6,2	20,9	3,1	81,4	12,0	21,9	3,9
Fortaleza	30,2	1,0	77,3	4,0	37,2	2,9	28,4	1,5	80,4	4,9	33,8	3,9
Goiânia	29,0	3,3	60,5	23,0	30,1	4,6	27,1	2,5	65,9	17,9	28,1	4,2
João Pessoa	28,8	1,1	80,7	4,7	33,8	2,9	27,2	1,1	82,2	6,1	30,0	2,7
Macapá	29,1	2,3	84,4	8,1	35,5	6,2	26,5	1,2	93,6	5,7	29,1	3,5
Maceió	28,7	1,3	81,1	4,3	33,6	3,2	26,4	1,3	83,9	5,4	28,2	2,9
Manaus	29,3	2,3	77,0	11,3	34,3	5,3	27,5	1,7	85,2	8,9	31,0	4,4
Natal	30,0	1,6	81,1	5,2	37,5	4,4	28,5	1,5	82,5	6,0	33,4	3,9
Palmas	31,5	3,5	58,8	23,1	34,3	5,0	28,6	2,6	76,1	15,1	32,0	4,9
Porto Alegre	23,8	1,8	77,6	10,4	24,2	2,3	20,0	1,8	77,3	11,4	21,5	2,7
Porto Velho	29,5	2,6	84,3	13,6	36,6	6,7	27,3	1,6	92,6	8,0	31,3	4,7
Recife	29,0	1,4	81,8	5,0	34,7	3,6	27,1	1,3	83,5	5,9	29,8	3,2
Rio Branco	29,1	2,5	82,4	13,7	34,8	6,2	26,9	1,5	91,4	8,4	30,1	4,3
Rio de Janeiro	29,0	3,6	80,5	12,3	34,7	8,6	25,6	3,4	78,1	12,1	27,1	6,3
Salvador	27,2	0,9	78,8	5,2	29,5	1,9	25,2	1,0	80,8	6,7	25,8	2,0
São Luís	29,2	1,1	79,1	5,2	34,6	3,0	28,0	1,3	82,5	5,8	31,9	3,1
São Paulo	25,9	3,3	87,5	10,2	27,8	7,6	23,1	3,9	83,8	13,4	23,3	6,1
Teresina	33,3	2,8	52,3	19,1	37,1	5,0	28,6	2,3	83,5	12,9	33,5	5,7
Vitória	27,1	2,2	83,9	6,4	30,2	5,1	24,5	2,1	82,6	7,0	25,0	3,8

Fonte: Elaborado pela autora (2022).

Com relação as variáveis observadas no presente (1996-2016) é possível observar que os valores médios da temperatura máxima diária e IC máximo diário são mais elevados durante o período quente do que no período frio em todas as capitais, o que é esperado. Entretanto, os valores médios diários da umidade relativa variam entre as capitais durante o período quente e período frio. Nas capitais das regiões Sul, Sudeste e parte da região Centro-Oeste (Brasília e Campo Grande) e também na capital Boa Vista (pertencente a região Norte) a umidade relativa durante o período frio apresenta uma diminuição de 1% a 11% em relação ao período quente. Nas demais capitais é observado um aumento de 1% a 30% na umidade relativa no período frio em relação ao período quente. Os valores de IC mais elevados ocorrem em capitais com temperaturas mais elevadas ($> 30^{\circ}\text{C}$) e umidade relativa também elevadas ($> 75\%$).

Teresina, capital do estado do Piauí é a cidade brasileira que apresenta a maior temperatura máxima e menor umidade relativa durante o período quente, com valor médio diário de 33,3°C e 52,3%, respectivamente. Palmas apresenta a segunda maior temperatura máxima diária e menor umidade relativa no período quente, com valor médio de 31,5°C e 58,8%, respectivamente. Durante o período frio, ambas as capitais também possuem as maiores temperaturas máximas, com valor médio diário de 28,5°C. Com relação a umidade relativa durante o período frio nestas capitais, observa-se um aumento de aproximadamente 30%, demonstrando uma alta amplitude na umidade entre o período quente e o período frio. Os meses de temperaturas mais baixas nestas capitais estão associados aos meses com maior umidade relativa, devido ao maior volume de precipitação nesta época do ano, o que indica um período com maior cobertura de nuvens e menor incidência de radiação solar (INMET, 2021). Por esse motivo a temperatura máxima diária é menos elevada e a umidade relativa diária é mais alta no período frio em relação ao período quente nestas capitais.

Em contrapartida, a capital do estado do Rio Grande do Sul, Porto Alegre tem a temperatura máxima diária mais baixa tanto durante o período quente, quanto no período frio, com valores médios diários de 23,8°C e 20°C, respectivamente (Tabela 6.2). A umidade relativa de Porto Alegre é alta, com média diária de 77,6% no período quente e 77,3% no período frio, entretanto não é a mais alta entre as capitais. A cidade de São Paulo tem a umidade relativa mais alta entre todas as capitais durante o período quente, com valor médio de 87%, já no período frio a capital que possui a maior umidade relativa é Macapá com média diária de 93,6%.

Condições geográficas e meteorológicas, como latitude, altitude, proximidade ao oceano e condições sinóticas influenciam as temperaturas máximas e umidades relativas locais de cada capital (REBOITA *et al.*, 2010). Teresina (que tem a maior temperatura máxima no Brasil) está localizada em latitudes baixas, onde tem a maior incidência da radiação solar, a cidade também está distante da influência marítima e possui o clima típico do sertão nordestino brasileiro (quente e seco). Porto Alegre (que tem a temperatura máxima mais baixa) é uma cidade costeira e está localizada em latitudes altas, além de sofrer influência de frentes frias ao longo do ano (REBOITA *et al.*, 2010). Em São Paulo a umidade relativa é mais alta nos meses quentes, pois nesse período a cidade sofre influência da Zona de Convergência do Atlântico Sul (ZCAS) e convecções locais que aumentam a umidade do ar (REBOITA *et al.*, 2010). Em relação a Macapá, onde a umidade relativa é maior no período frio, durante esses meses a Zona de Convergência Intertropical (ZCIT) fica mais deslocada ao norte de sua posição normal,

devido ao aumento da Temperatura da Superfície do Mar (TSM) no Atlântico Norte nesta época do ano, sendo assim a umidade relativa na capital tende a aumentar (REBOITA *et al.*, 2010).

As temperaturas máximas diárias são maiores nas capitais que pertencem as regiões Norte, Nordeste e Centro-Oeste e menos elevadas nas regiões Sudeste e Sul do país (Tabela 6.2). A latitude é o principal fator que contribui para a variação de temperatura entre as capitais brasileiras. Das capitais da região Norte do Brasil, Palmas e Belém têm temperatura máxima diária mais elevada com valor médio de 31,5°C e 30,4°C no período quente, respectivamente. Já no período frio Palmas e Boa Vista possuem as maiores temperaturas máximas da região, com valores médios de 28,6°C e 28,4°C, respectivamente.

Entre as capitais da região Centro-Oeste (Cuiabá, Campo Grande, Goiânia e Brasília), nota-se na Tabela 6.1 que apesar de serem cidades próximas, Goiânia e Brasília possuem uma diferença de aproximadamente 1,0°C na média da temperatura máxima diária. Essa variação na temperatura entre as duas cidades, ocorre devido a diferença de altitude entre elas. Brasília está localizada a 1171,8 metros de altitude e por esse motivo tem temperatura menos elevada do que Goiânia que está a 749,5 metros de altitude.

Na região Nordeste, além de Teresina, as cidades de Fortaleza e Natal também possuem as temperaturas máximas diárias mais elevadas da região, com valores médios de 30,2°C e 30°C, respectivamente no período quente e 28,5°C e 28,4°C, respectivamente no período frio. Com relação ao Sudeste brasileiro, a cidade do Rio de Janeiro é capital que possui a temperatura máxima diária mais alta da região tanto no período quente (29°C), quanto no período frio (25,6°C). As temperaturas máximas diárias das capitais da região Sul são as mais baixas entre as demais capitais, devido principalmente ao fator latitude.

As capitais Aracaju, Belém, Boa Vista, Campo Grande, Cuiabá, Fortaleza, João Pessoa, Macapá, Maceió, Manaus, Natal, Palmas, Porto Velho, Recife, Rio Branco, Rio de Janeiro, São Luís e Teresina possuem valor médio de IC entre 32 e 41°C durante o período quente. Neste período deve-se ter cuidado extremo com saúde, pois a exposição contínua a estes valores de IC podem levar à insolação, câimbras e exaustão por calor. Durante o período frio, grande parte das capitais necessitam apenas de cuidado com a saúde devido aos valores de IC (entre 27°C e 32°C), entretanto neste período as capitais Boa Vista, Cuiabá, Fortaleza, Natal, Palmas e Teresina também necessitam de cuidado extremo com a saúde ($32^{\circ}\text{C} < \text{IC} < 41^{\circ}\text{C}$).

6.3 DESEMPENHO DAS SIMULAÇÕES CLIMÁTICAS

6.3.1 ANÁLISE DE VIÉS ENTRE DADOS OBSERVADOS E SIMULAÇÕES

A análise de viés foi realizada pelo método do Erro Médio (ME) que mostra o erro sistemático (tendência) do modelo climático em relação aos dados observados. A Figura 6.1 apresenta o viés médio da temperatura máxima diária no período de 1996 a 2016 dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 nas capitais brasileiras.

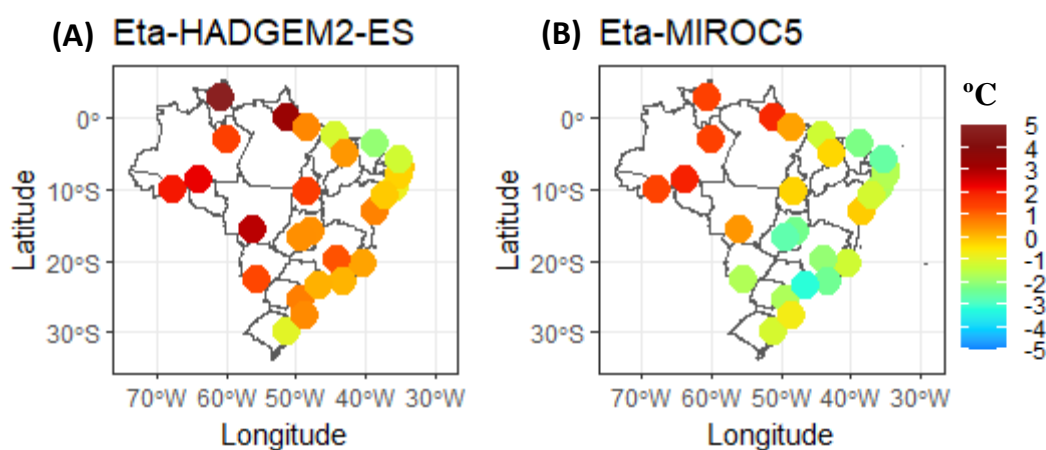


Figura 6.1 – Viés médio entre os dados observados e simulações da temperatura máxima diária não corrigidas dos modelos (A) Eta-HADGEM2-ES e (B) Eta-MIROC5. Fonte: Elaborado pela autora (2022).

De modo geral observa-se na Figura 6.3a que as simulações do Eta-HADGEM2-ES superestimam a temperatura máxima diária em grande parte das capitais brasileiras, com exceção de Porto Alegre, Maceió, Recife, João Pessoa, Natal, Fortaleza e São Luís que subestimam a temperatura máxima em poucos graus. As capitais da região Norte aparecem com os maiores vieses positivos do país em ambas simulações (Figura 6.1a e 6.1b), superestimando a temperatura observada entre 1 a 5°C. As simulações do Eta-HADGEM2-ES (Figura 6.1a) apresentam vieses positivos maiores do que as simulações do Eta-MIROC5 (Figura 6.1b). Em Boa Vista e Macapá as temperaturas máximas simuladas pelo Eta-HADGEM2-ES superestimam as observadas em aproximadamente 5°C (maiores vieses entre todas as capitais) (Figura 6.1a).

Com relação as demais capitais do país, os vieses das simulações Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 divergem entre si. Nas capitais da região Centro-Oeste, Sudeste e Sul as simulações da temperatura máxima do modelo Eta-HADGEM2-ES superestimam a temperatura observada (Figura 6.1a), enquanto que as simulações do Eta-MIROC5 subestimam (Figura 6.1b). As exceções são Cuiabá e Porto Alegre que apresentam o mesmo sinal de viés em ambas simulações.

As simulações do Eta-HADGEM2-ES apresentam uma superestimação de 3°C em Cuiabá, de 1,4°C em Campo Grande e de 0,5°C em Goiânia e Brasília (Figura 6.1a). Já as simulações do Eta-MIROC5 apresentam uma subestimação da temperatura máxima de -1,6°C em Campo Grande, de -2,6°C em Goiânia e de -2,3°C em Brasília (Figura 6.1b). Cuiabá apresenta uma leve superestimação de 0,4°C em relação a temperatura máxima observada na capital (Figura 6.1b). Nota-se que as simulações da temperatura máxima do Eta-HADGEM2-ES representam melhor a realidade nas capitais Goiânia e Brasília (viés próximo de zero), enquanto que a simulação do Eta-MIROC5 representa melhor a realidade da temperatura máxima da cidade de Cuiabá.

As simulações do Eta-HADGEM2-ES na região Sudeste superestimam a temperatura máxima entre 0,1°C e 1°C (Figura 6.1a), enquanto que as simulações do Eta-MIROC5 subestimam a temperatura máxima entre -1,2°C e -3,2°C (Figura 6.1b). Sendo assim, as simulações do Eta-HADGEM2-ES representam melhor a realidade da temperatura máxima observada nas capitais da região Sudeste em comparação com as simulações do Eta-MIROC5.

Na região Sul do país ambas simulações apresentam subestimação da temperatura máxima em Porto Alegre, sendo de -0,9°C pelo Eta-HADGEM2-ES (Figura 6.1a) e -1,2°C pelo Eta-MIROC5 (Figura 6.1b). Nas demais capitais da região, o modelo Eta-HADGEM2-ES mostra uma superestimação da temperatura máxima de 0,6°C em Florianópolis e 0,8°C em Curitiba (Figura 6.1a). Estes valores estão muito próximos de zero, do qual seria considerado uma simulação perfeita. Já o modelo Eta-MIROC5 (Figura 6.1b) mostra uma simulação que subestima a temperatura máxima em -0,6°C em Florianópolis e -1,7°C em Curitiba. Assim como na região Sudeste, os menores vieses entre a temperatura máxima simulada e observada nas capitais da região Sul foram observados nas simulações do Eta-HADGEM2-ES.

Em relação a região Nordeste do país, os vieses das simulações do Eta-HADGEM2-ES e do Eta-MIROC5 concordam em sinal em quase todas as capitais, com exceção de Salvador e Teresina. Em Salvador, o modelo Eta-HADGEM2-ES (Figura 6.1a) superestima a temperatura

máxima observada em $0,7^{\circ}\text{C}$, já o modelo Eta-MIROC5 (Figura 6.1b) subestima a temperatura máxima observada em $-0,1^{\circ}\text{C}$. O mesmo é observado em Teresina, onde a simulação do Eta-HADGEM2-ES superestima a temperatura máxima observada em $0,4^{\circ}\text{C}$ (Figura 6.1a) e a simulação do Eta-MIROC5 subestima em $-0,3^{\circ}\text{C}$ (Figura 6.1b). As demais capitais da região subestimam a temperatura máxima observada entre $-0,1^{\circ}\text{C}$ e -2°C em ambas as simulações, apresentando vieses muito maiores nas simulações do Eta-MIROC5 (Figura 6.1b).

A Figura 6.2 apresenta o viés médio da umidade relativa diária no período de 1996 a 2016 dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 nas capitais brasileiras. Diferentemente da temperatura máxima, os vieses entre as simulações da umidade relativa dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 em relação a umidade relativa observada concordam em sinal em quase todas as capitais do país, com exceção de Vitória, Rio de Janeiro, Fortaleza, São Luís e Teresina.

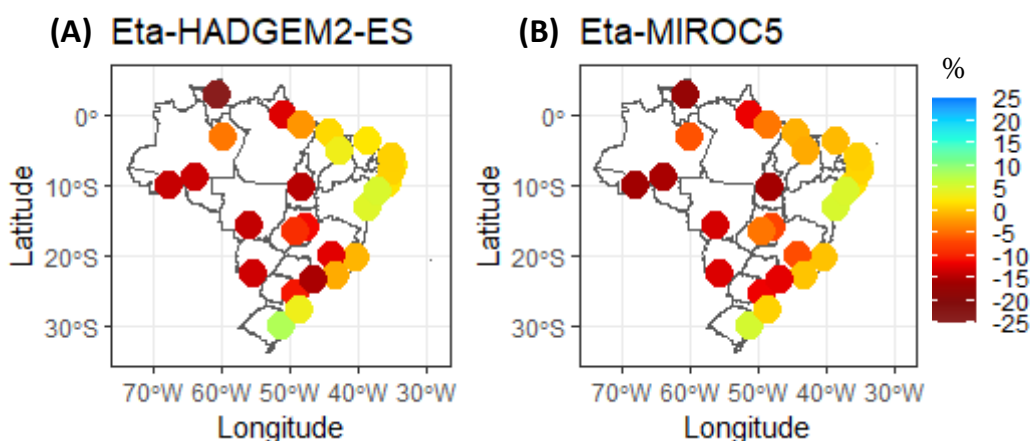


Figura 6.2 – Viés médio entre os dados observados e simulações da umidade relativa diária não corrigidas dos modelos (A) Eta-HADGEM2-ES e (B) Eta-MIROC5. Fonte: Elaborado pela autora (2022).

As simulações dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 (Figura 6.2a e 6.2b) subestimam a umidade relativa observada nas capitais das regiões Norte e Centro-Oeste do país. Os vieses observados são elevados nessas capitais, principalmente em Boa Vista, onde os modelos subestimam a umidade relativa observada entre -18% e -24% .

Os vieses observados na região Norte do país são maiores no modelo Eta-MIROC5, com exceção de Boa Vista e Macapá (Figura 6.2b). O modelo Eta-MIROC5 mostra uma

subestimação da umidade relativa observada em Rio Branco de -16%, em Manaus de -6,3%, em Macapá de -11,7%, em Porto Velho de -15,5%, em Boa Vista de -17,6% e em Palmas de -15,7% (Figura 6.2b). Já o modelo Eta-HADGEM2-ES mostra uma subestimação um pouco menor nas capitais Rio Branco (-13,8%), Manaus (-4,3%), Porto Velho (-13,6%) e Palmas (-14,7%) e maior nas capitais Boa Vista (-24%) e Macapá (-12%) (Figura 6.2a). Sendo assim, apesar dos vieses serem elevados, as simulações do modelo Eta-HADGEM2-ES estão mais próximas dos valores observados do que as simulações do modelo Eta-MIROC5 em grande parte das capitais da região Norte.

As simulações do modelo Eta-HADGEM2-ES (Figura 6.2a) mostram uma subestimação maior nas capitais da região Centro-Oeste em comparação com as simulações da umidade relativa do modelo Eta-MIROC5 (Figura 6.2b). Em Goiânia, o modelo Eta-HADGEM2-ES mostra uma subestimação da umidade relativa observada de -9,2% (Figura 6.2a), enquanto que o modelo Eta-MIROC5 mostra uma subestimação de -4,3% (Figura 6.2b). O mesmo é observado nas demais capitais da região, que apresentam diferenças entre 2% e 4% entre as simulações do modelo Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5.

Nas capitais da região Sudeste do país, os vieses são menores e divergem em sinal entre os modelos em algumas capitais. As simulações dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 subestimam a umidade relativa observada nas capitais Belo Horizonte e São Paulo. Já em relação as capitais Vitória e Rio de Janeiro, as simulações do modelo Eta-HADGEM2-ES subestimam a umidade relativa observada em -0,6% e -1,1%, respectivamente (Figura 6.2a), enquanto que as simulações do modelo Eta-MIROC5 superestimam a umidade relativa em 0,15% e 0,23%, respectivamente (Figura 6.2b).

Em relação as capitais da região Sul do país, as simulações dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 subestimam a umidade relativa observada em Curitiba, com vieses de -10,6% e -11,6%, respectivamente. Nas demais capitais da região (Florianópolis e Porto Alegre), ambos os modelos superestimam a umidade relativa. Em Florianópolis, a simulação do modelo Eta-HADGEM2-ES superestima a umidade relativa observada na capital em 3,6% (Figura 6.2a), enquanto que a simulação do modelo Eta-MIROC5 superestima em 1% (Figura 6.2b). Em Porto Alegre os modelos mostram uma superestimação maior da umidade relativa observada, sendo de 8,2% para o modelo Eta-HADGEM2-ES (Figura 6.2a) e 5,7% para o modelo Eta-MIROC5 (Figura 6.2b).

Na região Nordeste os vieses observados na Figura 6.2 divergem entre os modelos nas capitais Fortaleza, Teresina e São Luís, onde as simulações do modelo Eta-HADGEM2-ES mostram uma superestimação da umidade relativa observada de 2,3%, 3,5% e 1,5%, respectivamente (Figura 6.2a). Já as simulações do modelo Eta-MIROC5 mostram uma subestimação da umidade relativa observada de -0,3% em Fortaleza, de -1,2% em Teresina e de -0,9% em São Luís (Figura 6.2b). Nas demais capitais da região, os vieses observados em ambos modelos concordam em sinal e mostram uma superestimação da umidade relativa observada. As diferenças dos vieses entre os modelos nas demais capitais são muito pequenas (aproximadamente 0,2%).

De modo geral, a partir dos resultados dos vieses não corrigidos, verifica-se que as simulações do modelo Eta-HADGEM2-ES para temperatura máxima conseguem simular próximo da realidade nas capitais das regiões Centro-Oeste, Sudeste, Sul e Nordeste, enquanto que a região Norte é melhor representada pela simulação do modelo Eta-MIROC5. Com relação a umidade relativa, as simulações do modelo Eta-MIROC5 conseguem representar melhor a umidade relativa observada nas capitais das regiões Nordeste, Centro-Oeste, Sudeste e Sul do país. Já na região Norte, a umidade relativa observada é melhor representada pela simulação do modelo Eta-HADGEM2-ES.

6.3.2 ACURÁCIA DOS MODELOS CLIMÁTICOS

6.3.2.1 *Sem correção de viés*

A Figura 6.3 apresenta os valores do Erro Médio Absoluto (da sigla em inglês MAE) das simulações da temperatura máxima diária dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5.

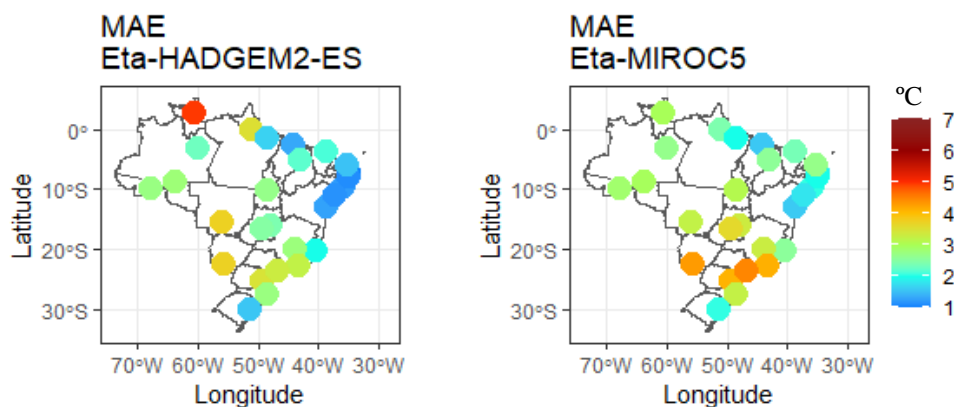


Figura 6.3 – Erro Médio Absoluto (MAE) das simulações dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para a temperatura máxima diária. Fonte: Elaborado pela autora (2022).

Para que as simulações sejam consideradas próximas do ideal, os erros devem estar próximos de zero, quanto menor o erro, melhor o modelo representa a realidade. Na Figura 6.3 nota-se que ambos os modelos apontam grandes erros na simulação da temperatura máxima nas capitais das regiões Centro-oeste e Sudeste do país. O MAE apresenta erros de 3°C a 4°C na simulação do Eta-HADGEM2-ES para a temperatura máxima diária das capitais das regiões Centro-Oeste e Sudeste do Brasil. Um grande erro também é apontado na simulação do Eta-HADGEM2-ES para a cidade de Boa Vista, onde o MAE apresenta o valor de 5°C. As demais capitais do país apresentam erros menores nas simulações do modelo Eta-HADGEM2-ES, principalmente as capitais da região Nordeste do país, onde os erros aparecem com valores entre 1°C e 2°C na temperatura máxima diária.

Com relação as simulações do modelo Eta-MIROC5, os erros mostraram-se maiores do que nas simulações do Eta-HADGEM2-ES, principalmente nas capitais do Sudeste do Brasil, onde o MAE apresenta valor entre 3°C a 5°C (Figura 6.3). Entretanto, para a cidade de Boa Vista, a simulação do Eta-MIROC5 apresentou erro menor do que a simulação do Eta-HADGEM2-ES (Figura 6.3).

A Figura 6.4 apresenta os valores do MAE das simulações da umidade relativa diária dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5.

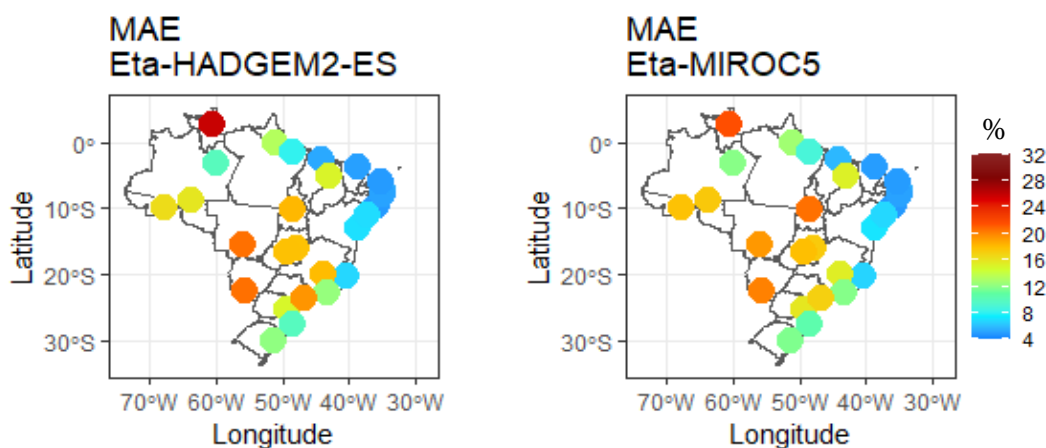


Figura 6.4 – Erro Médio Absoluto (MAE) das simulações dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para a umidade relativa diária. Fonte: Elaborado pela autora (2022).

Os resultados do MAE apontaram erros muito elevados na umidade relativa diária em grande parte das capitais brasileiras tanto nas simulações do Eta-HADGEM2-ES quanto nas simulações do Eta-MIROC5 (Figura 6.4). O MAE mostrou erros na simulação da umidade relativa do Eta-HADGEM2-ES que variam entre 17% e 21% nas capitais da parte central do país e de 25% em Boa Vista (Figura 6.4). Os erros observados nas simulações da umidade relativa do modelo Eta-MIROC5 são semelhantes espacialmente aos do Eta-HADGEM2-ES, porém com valores menores, com exceção de Palmas, Rio Branco e Porto Velho (Figura 6.4).

Os resultados mostram que as simulações dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para a temperatura máxima e umidade relativa diária apresentam erros elevados, principalmente nas capitais das regiões Centro-Oeste e Sudeste do país. Sendo assim, para que os erros fossem diminuídos e as simulações pudessem ser utilizadas de forma mais fidedigna, o método de correção de viés foi aplicado nas simulações, como mostram os resultados da seção abaixo.

6.3.2.2 Após correção de viés

Com o objetivo de diminuir os erros das simulações climáticas dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 apresentados anteriormente, o método de correção de viés foi aplicado nas simulações. A correção de viés fez com que o Erro Médio (ME) tendesse à zero em todas as capitais do Brasil, como mostra a Tabela 6.3.

A Tabela 6.3 apresenta os vieses médios entre as simulações da temperatura máxima e umidade relativa dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 e as variáveis observadas.

Tabela 6.3 – Erro médio (viés) entre as simulações dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 e os dados observados da temperatura máxima e umidade relativa diária.

Capital	Eta-HADGEM2-ES		Eta-MIROC5	
	Vies Temperatura (°C)	Vies Umidade (%)	Vies Temperatura (°C)	Vies Umidade (%)
Aracaju	0,00	0,00	0,00	0,00
Belém	0,00	-0,02	0,00	0,01
Belo Horizonte	0,00	-0,03	0,00	-0,07
Boa Vista	-0,01	0,14	0,00	0,14
Brasília	0,00	0,00	0,00	-0,04
Campo Grande	0,00	0,05	0,00	0,01
Cuiabá	0,00	0,07	0,00	0,04
Curitiba	0,00	-0,02	0,00	0,00
Florianópolis	0,00	-0,02	0,00	-0,02
Fortaleza	0,00	0,01	-0,01	0,00
Goiânia	0,00	0,02	0,00	-0,08
João Pessoa	0,00	0,00	0,00	0,00
Macapá	0,00	-0,01	0,00	-0,01
Maceió	0,00	-0,03	0,00	-0,07
Manaus	0,00	-0,01	0,00	-0,02
Natal	0,00	-0,06	0,00	0,00
Palmas	0,00	0,14	0,00	0,16
Porto Alegre	0,00	-0,01	0,00	-0,01
Porto Velho	0,00	0,03	0,00	0,02
Recife	0,00	0,00	0,00	0,00
Rio Branco	0,00	0,03	0,00	0,01
Rio de Janeiro	0,00	-0,06	0,00	-0,03
Salvador	0,00	0,00	0,00	-0,07
São Luís	0,00	-0,01	0,00	0,00
São Paulo	0,00	-0,01	0,00	0,01
Teresina	0,00	-0,07	0,00	0,00
Vitória	0,00	0,01	0,00	0,00

Fonte: Elaborado pela autora (2022).

As Figuras 6.5 e 6.6 apresentam o MAE das simulações dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para a temperatura máxima diária e umidade relativa diária após correção de viés, respectivamente.

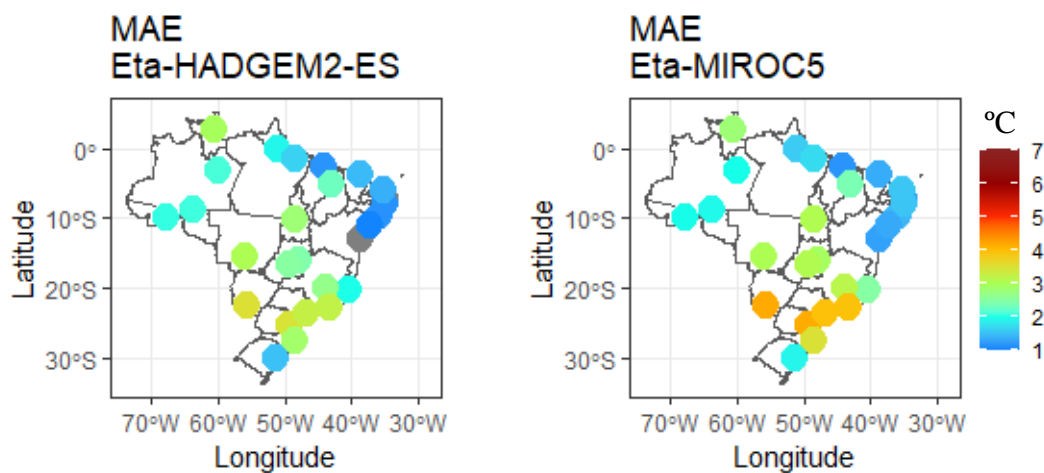


Figura 6.5 – Erro Médio Absoluto (MAE) das simulações dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para a temperatura máxima diária. Fonte: Elaborado pela autora (2022).

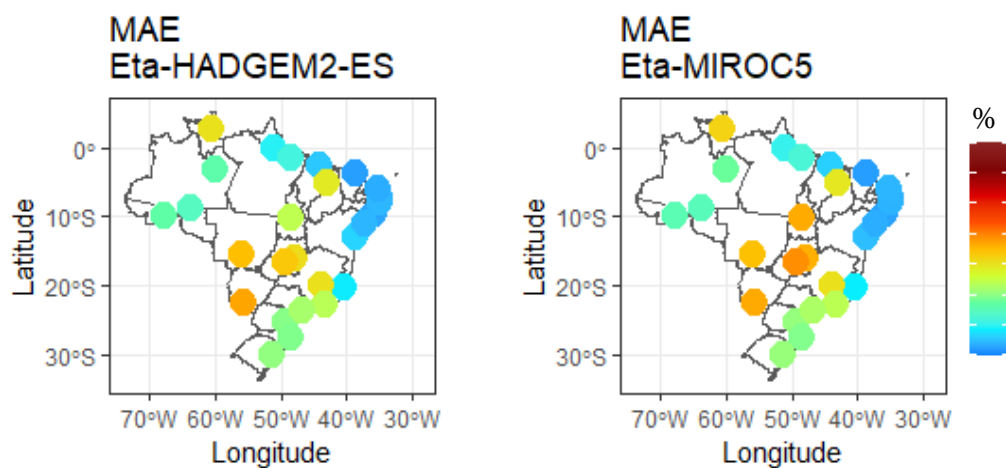


Figura 6.6 – Erro Médio Absoluto (MAE) das simulações dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para a umidade relativa diária. Fonte: Elaborada pela autora (2022).

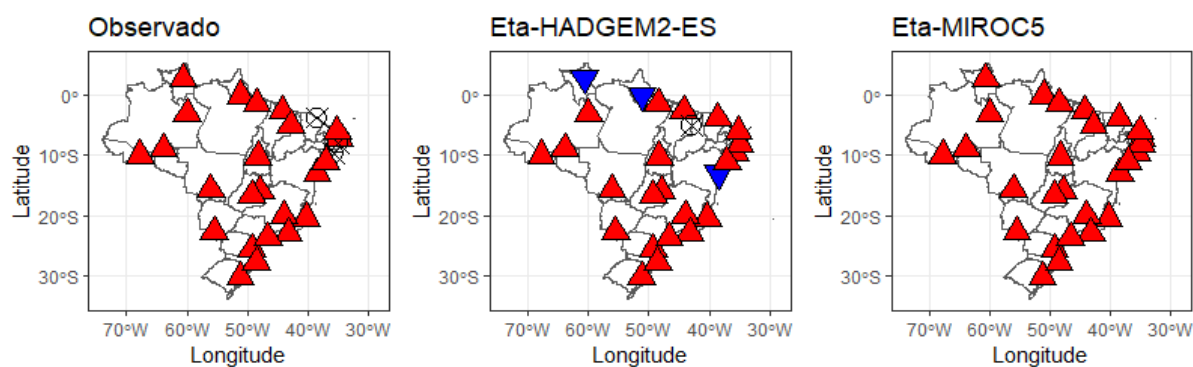
Observa-se nas Figuras 6.5 e 6.6 que os erros nas simulações diminuíram substancialmente após a correção de viés, quando comparado com os observados nas Figuras 6.3 e 6.4. Os valores de MAE tanto para temperatura máxima quanto para umidade relativa, diminuíram principalmente nas regiões Norte, Centro-Oeste e Sudeste do país em ambas simulações.

6.4 TENDÊNCIA TEMPORAL DOS DADOS OBSERVADOS E SIMULAÇÕES

Utilizando as simulações corrigidas da temperatura máxima diária e umidade relativa diária dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5, foi possível fazer uma comparação entre as tendências observadas dessas variáveis e as simuladas pelos modelos.

A Figura 6.7 apresenta a tendência das variáveis temperatura máxima e umidade relativa no período de 1996 a 2016 para os dados observados e para as simulações climáticas corrigidas dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5. Apenas as tendências significativas no nível de 0,05 obtidas a partir do teste de tendência de Mann-Kendall foram apresentadas.

(a) Tendência da temperatura máxima (1996-2016)



(b) Tendência da umidade relativa (1996-2016)

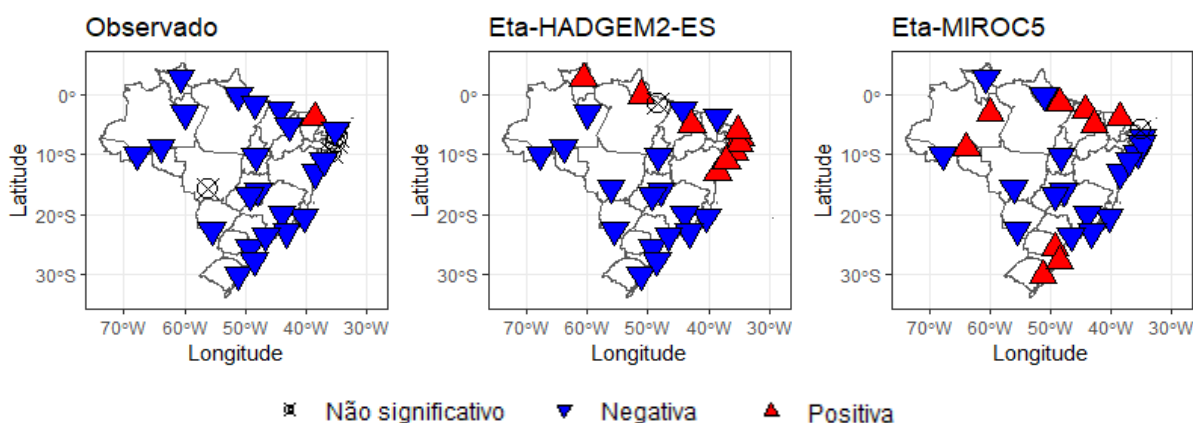


Figura 6.7 – Tendência da temperatura máxima (a) e umidade relativa (b) no período de 1996 a 2016 dos dados observados e simulações corrigidas dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5. Fonte: Elaborado pela autora (2022).

Os dados observados da temperatura máxima mostraram uma tendência de aumento significativo ($p < 0,05$) em quase todas as capitais do país, com exceção de Fortaleza que não apresentou uma tendência significativa pelo teste de Mann-Kendall (Figura 6.7a). Assim como os dados observados, as simulações da temperatura máxima do Eta-MIROC5 também apresentaram tendência de aumento significativas em todas capitais (Figura 6.7a). As simulações corrigidas do Eta-HADGEM2-ES, no entanto, apresentaram divergências nas tendências em Boa Vista, Macapá e Salvador em relação ao observado. Boa Vista, Macapá e Salvador mostraram tendência significativa de diminuição da temperatura máxima (Figura 6.7a). Essa divergência mostra, que apesar dos dados serem corrigidos, os erros ainda existentes afetaram a tendência da variável nestas cidades.

Com relação a umidade relativa (Figura 6.7b), os dados observados apontaram tendência negativa (diminuição) em quase todas as capitais do país, com exceção somente de Fortaleza, que apresentou tendência positiva da umidade. As simulações corrigidas, em sua maioria, apresentaram também tendência negativa da umidade relativa. A simulação corrigida do Eta-HADGEM2-ES mostrou tendência positiva da umidade relativa nas capitais da região Nordeste e em Boa Vista e Macapá na região Norte (Figura 6.7b). Já as simulações do Eta-MIROC5 apontaram tendência positiva da umidade nas capitais da região Sul e em Fortaleza, Teresina, Piauí, São Luís, Belém, Manaus e Porto Velho (Figura 6.7b).

6.5 PROJEÇÕES DAS VARIÁVEIS METEOROLÓGICAS PARA O FUTURO

6.5.1 TEMPERATURA MÁXIMA DIÁRIA

As Figuras 6.8 e 6.9 apresentam as mudanças entre a temperatura máxima projetada para 2030-2050 e 2079-2099 dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 nos cenários RCP4.5 e RCP8.5 em relação a 1996-2016, no período quente e período frio, respectivamente.

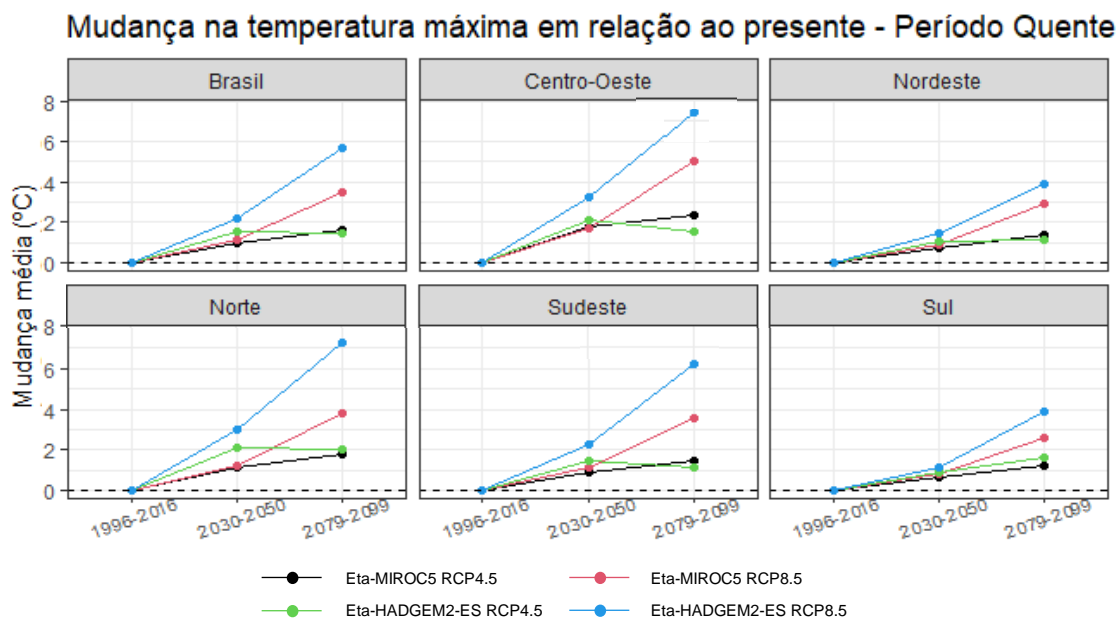


Figura 6.8 – Mudança média (°C) entre a temperatura máxima diária do presente (1996-2016) e as projetadas para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099) no período quente pelos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 nos cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas. Os valores representam uma média entre todas as capitais brasileiras (nível Brasil) e uma média das capitais separadas por região (Norte, Nordeste, Centro-Oeste, Sudeste e Sul). Fonte: Elaborado pela autora (2022).

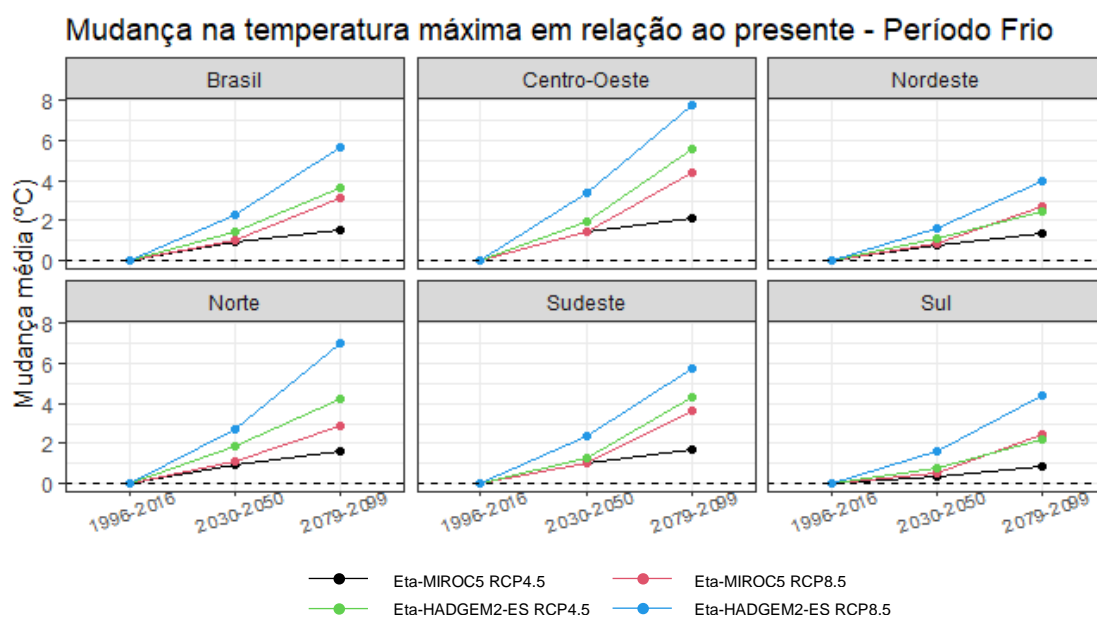


Figura 6.9 – Mudança média (°C) entre a temperatura máxima diária do presente (1996-2016) e as projetadas para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099) no período frio pelos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 nos cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas. Os valores representam uma média entre todas as capitais brasileiras (nível Brasil) e uma média das capitais separadas por região (Norte, Nordeste, Centro-Oeste, Sudeste e Sul). Fonte: Elaborado pela autora (2022).

Um aumento na temperatura máxima diária é observado nas projeções em ambos os modelos e cenários climáticos para o Brasil e suas regiões administrativas (Figuras 6.8 e 6.9). As projeções mostram que a temperatura máxima no Brasil deve aumentar em média de 1°C a 2,5°C no futuro próximo (2030-2050) e de 1,5°C a 5,8°C no futuro distante (2079-2099) tanto no período quente quanto no período frio, variando de acordo com o modelo e cenário climático. Os maiores aumentos devem ocorrer nas regiões Centro-Oeste, Norte e Sudeste do país. Na região Centro-Oeste a temperatura máxima deve aumentar em média de 1,5°C a 3,5°C no futuro próximo e de 2°C a 8°C no futuro distante, sendo mais altas no cenário mais pessimista (RCP8.5) e modelo Eta-HADGEM2-ES. Na região Norte, as projeções mostram aumentos que variam entre 1°C a 3°C no futuro próximo e entre 1,8°C a 7°C no futuro distante. Já na região Sudeste, as projeções mostram aumentos que variam entre 1°C a 2,5°C no futuro próximo e entre 1,2°C a 6,2°C no futuro distante. As regiões Nordeste e Sul apresentam os menores aumentos da temperatura máxima projetada, variando entre 0,2°C a 1,8°C no futuro próximo e entre 0,8°C a 4,5°C no futuro distante.

As projeções do modelo Eta-HADGEM2-ES mostram maiores aumentos na temperatura máxima no futuro, principalmente no cenário RCP8.5. Os aumentos observados entre as simulações e as projeções do modelo Eta-MIROC5 são menos elevados, principalmente no cenário RCP4.5. De acordo com Chou *et al.* (2014) o modelo Eta-HADGEM2-ES é mais sensível as emissões dos GEE do que o modelo Eta-MIROC5 e por isso essa diferença nas projeções.

Apesar dos aumentos médios na temperatura máxima diária serem semelhantes durante os períodos quentes e frios, no Brasil e também nas cinco regiões administrativas, durante o período frio as projeções do modelo Eta-HADGEM2-ES mostram aumentos um pouco maiores do que no período quente, principalmente no futuro mais distante (2079-2099) (Figura 6.9). Portanto, os períodos frios no futuro deverão ser muito mais quentes do que na atualidade. Com relação aos períodos quentes, estes devem ser ainda mais quentes no futuro com relação ao que já é observado, principalmente no pior cenário (RCP8.5). Entretanto, com relação ao cenário RCP4.5 durante o período quente (Figura 6.8), as projeções do modelo Eta-HADGEM2-ES mostram aumentos na temperatura máxima menos elevados no futuro distante, chegando até mesmo apresentar diminuição da temperatura em relação ao futuro próximo (Figura 6.8), o que não é observado durante o período frio (Figura 6.9).

Com relação as capitais brasileiras, as Tabelas 6.4 e 6.5 apresentam as mudanças entre a temperatura máxima projetada pelos modelos Eta-MIROC5 e Eta-HADGEM2-ES e as simuladas no presente por esses modelos, respectivamente, para os intervalos de tempo de 2030 a 2050 e 2079 a 2079 nos cenários RCP4.5 e RCP8.5 durante os períodos quentes e frios.

Tabela 6.4- Mudanças entre a temperatura máxima diária e as projetadas pelo modelo Eta-MIROC5 no período quente e período frio nos cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas no futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099) em relação ao presente (1996-2016).

Capitais	Mudança na temperatura máxima em relação ao presente (°C) – Eta-MIROC5							
	Período quente				Período frio			
	2030-2050		2079-2099		2030-2050		2079-2099	
	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5
Aracaju	0,7	0,8	1,2	2,5	0,8	0,7	1,2	2,1
Belém	0,5	0,9	1,3	2,7	0,7	1,0	1,4	2,3
Belo Horizonte	1,5	1,7	2,1	5,0	1,6	1,6	2,3	5,0
Boa Vista	1,8	1,6	2,5	5,5	1,3	0,9	1,7	3,5
Brasília	1,9	2,0	2,6	5,8	1,3	1,5	2,0	4,5
Campo Grande	1,5	1,1	1,9	3,3	1,4	0,9	2,0	3,6
Cuiabá	1,7	1,5	2,2	4,8	1,5	1,5	2,2	4,3
Curitiba	0,7	0,8	1,2	2,7	0,5	0,5	1,0	2,7
Florianópolis	0,5	0,7	1,0	2,4	0,3	0,5	0,6	2,1
Fortaleza	0,9	1,3	1,8	3,8	0,9	1,2	1,9	3,6
Goiânia	2,2	2,3	2,8	6,3	1,5	1,9	2,3	5,2
João Pessoa	0,7	0,8	1,2	2,5	0,8	0,8	1,2	2,3
Macapá	0,7	1,1	1,6	3,1	0,7	0,9	1,6	2,6
Maceió	1,0	1,1	1,6	3,1	1,0	0,9	1,5	2,7
Manaus	1,3	1,2	1,7	3,7	1,2	1,0	1,7	2,8
Natal	1,1	1,2	1,8	3,9	1,1	1,2	1,8	3,6
Palmas	1,1	1,7	1,9	4,7	0,9	1,6	2,1	3,9
Porto Alegre	0,7	1,0	1,3	2,8	0,4	0,7	1,0	2,5
Porto Velho	1,3	1,1	1,7	3,5	1,1	1,1	1,6	2,7
Recife	0,8	1,0	1,5	3,1	0,9	0,9	1,5	2,8
Rio Branco	1,3	1,1	1,7	3,3	1,0	1,0	1,5	2,6
Rio de Janeiro	0,6	0,9	1,0	2,8	0,7	0,7	1,3	3,0
Salvador	0,6	0,8	1,1	2,2	0,7	0,6	1,0	1,9
São Luís	0,4	0,7	1,1	2,3	0,7	0,9	1,3	2,6
São Paulo	0,8	1,1	1,4	3,1	0,8	0,9	1,6	3,5
Teresina	0,3	0,8	1,1	2,8	0,4	0,7	1,1	2,4
Vitória	0,8	1,0	1,3	3,3	0,9	0,9	1,4	3,0

Negrito: Mudanças não significativas ($p > 0,05$)

Fonte:Elaborado pela autora (2022).

Na Tabela 6.4 é possível observar que as projeções do modelo Eta-MIROC5 mostram aumentos na temperatura máxima diária em todas as capitais do país em todos os cenários climáticos e períodos. As capitais Belo Horizonte, Boa Vista, Brasília, Campo Grande, Cuiabá e Goiânia apresentam os maiores aumentos na temperatura máxima diária. Goiânia é a capital

que apresenta o maior aumento da temperatura máxima diária durante o período quente, variando de 2,2°C no futuro próximo no cenário RCP4.5 a 6,3°C no futuro distante no cenário RCP8.5. Durante o período frio os maiores aumentos são observados na capital Belo Horizonte, variando de 1,6°C no futuro próximo no cenário RCP4.5 a 5°C no futuro distante no cenário RCP8.5. Já os menores aumentos em ambos os períodos são observados em Teresina, São Luís, Florianópolis e Curitiba (entre 0,5°C no futuro próximo no cenário RCP4.5 a 2,7°C no futuro distante no cenário RCP8.5).

Tabela 6.5- Mudanças entre a temperatura máxima diária e as projetadas pelo modelo Eta-HADGEM2-ES no período quente e período frio nos cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas no futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099) em relação ao presente (1996-2016).

	Mudança na temperatura máxima em relação ao presente (°C) – Eta-HADGEM2-ES							
	Período quente				Período frio			
	2030-2050		2079-2099		2030-2050		2079-2099	
Capitais	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5
Aracaju	1,1	1,4	-0,1	3,2	1,1	1,7	3,3	3,5
Belém	1,8	2,4	-0,3	6,8	1,5	2,4	5,5	7,0
Belo Horizonte	1,9	3,1	0,5	7,6	1,6	2,9	6,1	6,5
Boa Vista	3,0	3,7	4,2	7,4	1,9	2,7	2,2	6,0
Brasília	1,9	3,1	2,1	7,1	1,9	3,5	4,9	7,8
Campo Grande	2,3	3,1	-0,8	7,2	1,5	2,6	6,9	6,5
Cuiabá	2,4	3,4	2,8	7,7	2,5	3,8	4,8	8,3
Curitiba	1,4	2,5	2,5	6,5	1,2	2,1	3,1	5,9
Florianópolis	1,1	1,2	2,0	3,8	1,2	1,8	1,9	4,3
Fortaleza	0,5	0,8	1,1	3,0	0,7	1,1	1,5	3,4
Goiânia	2,0	3,3	2,0	7,6	2,0	3,7	5,7	8,3
João Pessoa	1,2	1,5	2,0	3,7	1,3	1,6	2,1	3,7
Macapá	2,0	2,4	2,2	5,1	1,7	2,4	2,9	5,6
Maceió	1,0	1,2	0,3	3,4	1,1	1,7	3,1	4,0
Manaus	2,0	2,7	3,5	8,9	2,5	2,7	4,0	8,2
Natal	1,2	1,6	2,2	4,4	1,3	1,6	2,2	4,4
Palmas	2,4	3,8	0,0	8,3	2,0	3,7	7,6	8,6
Porto Alegre	0,3	-0,2	0,4	1,5	0,1	0,9	1,5	2,9
Porto Velho	2,0	3,1	1,7	7,4	1,8	2,6	4,6	7,2
Recife	1,3	1,7	1,7	4,3	1,4	1,8	2,7	4,3
Rio Branco	1,8	3,0	3,1	6,7	1,7	2,5	2,9	6,6
Rio de Janeiro	1,3	1,9	1,1	5,9	1,1	2,1	4,0	5,6
Salvador	0,9	1,1	-0,2	2,6	1,0	1,7	2,8	3,1
São Luís	0,7	1,1	1,0	3,7	0,8	1,3	2,2	3,9
São Paulo	1,6	2,7	2,7	7,2	1,2	2,2	3,6	6,3
Teresina	1,7	2,6	2,2	6,6	0,9	2,1	2,3	5,6
Vitória	1,2	1,5	0,3	4,3	1,3	2,2	3,6	4,6

Negrito: Mudanças não significativas ($p > 0,05$)

Fonte: Elaborado pela autora (2022)

Na Tabela 6.5 nota-se que as mudanças na temperatura máxima diária entre as projeções do modelo Eta-HADGEM2-ES e as simulações no presente são maiores do que as mudanças

encontradas no modelo Eta-MIROC5. Como citado anteriormente, o modelo Eta-HADGEM2-ES é mais sensível as emissões dos GEE do que o modelo Eta-MIROC5 (CHOU *et al.*, 2014). As projeções do modelo Eta-HADGEM2-ES mostram aumentos elevados na temperatura máxima diárias nas capitais Belo Horizonte, Boa Vista, Cuiabá, Goiânia, Manaus e Palmas. Em Cuiabá, Goiânia e Palmas, os aumentos são muito maiores durante o período frio, variando de 2°C no futuro próximo no cenário RCP4.5 a 8,6°C no futuro distante no cenário RCP8.5. Já Belo Horizonte, Boa Vista e Manaus apresentam os maiores aumentos durante o período quente, variando de 1,9°C no futuro próximo no cenário RCP4.5 a 8,9°C no futuro distante no cenário RCP8.5. Os menores aumentos são observados nas capitais Porto Alegre, Salvador e Fortaleza, variando entre 0,3°C a 3°C.

No período quente as projeções do Eta-HADGEM2-ES no cenário RCP4.5 mostram uma pequena diminuição da temperatura máxima diária em relação ao presente nas capitais Aracaju, Belém, Belo Horizonte, Campo Grande, Maceió, Palmas, Salvador e Vitória, contudo, essa diminuição não foi considerada significativa estatisticamente.

6.5.2 UMIDADE RELATIVA DIÁRIA

As Figuras 6.10 e 6.11 apresentam as mudanças entre a umidade relativa média diária projetada pelos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 nos cenários RCP4.5 e RCP8.5 para os intervalos de tempo de 2030-2050 e 2079-2099 em relação a 1996-2016, no período quente e período frio, respectivamente.

As projeções mostram uma diminuição da umidade relativa média diária no Brasil que varia entre -0,5% e -5% no futuro próximo e entre -1% a -11% no futuro distante. Durante o período quente (Figura 6.10), todos os modelos e cenários mostram diminuição da umidade relativa, sendo maior pelo modelo Eta-HADGEM2-ES no cenário RCP8.5. Já durante o período frio (Figura 6.11), existe uma grande divergência entre os cenários do modelo Eta-MIROC5, no qual a projeção mostra diminuição da umidade relativa no cenário RCP4.5 tanto no futuro próximo quanto no futuro distante (maior diminuição entre os modelos e cenários) e um pequeno aumento na umidade relativa no cenário RCP8.5 no futuro próximo e uma pequena diminuição no futuro distante.

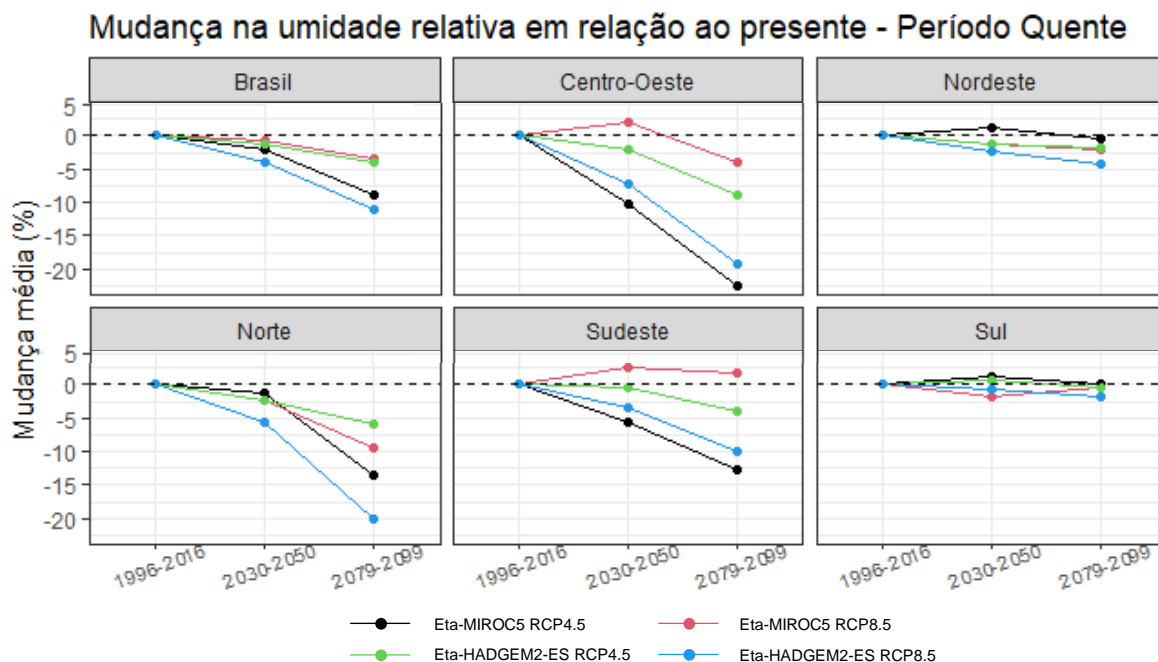


Figura 6.10 – Mudança média (%) entre a umidade relativa média diária do presente (1996-2016) e as projetadas para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099) no período quente pelos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 nos cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas. Os valores representam uma média entre todas as capitais brasileiras (nível Brasil) e uma média das capitais separadas por região (Norte, Nordeste, Centro-Oeste, Sudeste e Sul). Fonte: Elaborado pela autora (2022).

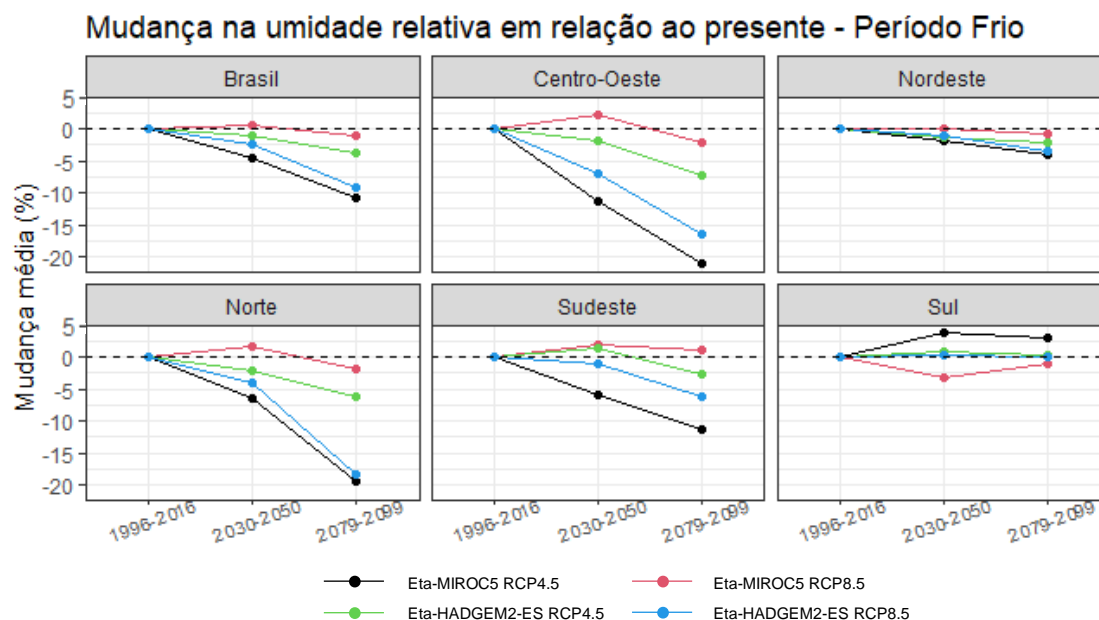


Figura 6.11 – Mudança média (%) entre a umidade relativa média diária do presente (1996-2016) e as projetadas para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099) no período frio pelos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 nos cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas. Os valores representam uma média entre todas as capitais brasileiras (nível Brasil) e uma média das capitais separadas por região (Norte, Nordeste, Centro-Oeste, Sudeste e Sul). Fonte: Elaborado pela autora (2022).

Para a região Centro-Oeste do país, grande parte das projeções mostram diminuição da umidade relativa média diária tanto no futuro próximo quanto no futuro distante, sendo maior a diminuição no futuro distante (variando de -5% a -25%). Entretanto, o cenário RCP8.5 do modelo Eta-MIROC5 mostra um aumento da umidade relativa no futuro próximo (2030-2050), aumento este no valor de 1% tanto no período quente (Figura 6.10) quanto no período frio (Figura 6.11), enquanto que o cenário RCP4.5 mostra uma diminuição de -10% na umidade relativa no futuro próximo e -25% no futuro distante. Nota-se então uma divergência entre os cenários de um mesmo modelo, o que também é observado nas regiões Sudeste, Nordeste e Sul durante o período quente (Figura 6.10) e nas regiões Centro-Oeste, Norte, Sudeste e Sul durante o período frio (Figura 6.11).

As regiões Norte e Sudeste também apresentam diminuições elevadas na umidade relativa no futuro próximo e distante, principalmente no cenário RCP4.5 do modelo Eta-MIROC5 e cenário RCP8.5 do modelo Eta-HADGEM2-ES. As diminuições na região Norte variam de -0,5% a -6% no futuro próximo e de -1% a -20% no futuro distante. Na região Sudeste as projeções mostram diminuições menores em comparação com as regiões Centro-Oeste e Norte do país, variando de -1% a -12%, com maiores diminuições durante o período quente (Figura 6.10). Durante o período frio na região Sudeste (Figura 6.11), as projeções do modelo Eta-HADGEM2-ES no cenário RCP4.5 mostra um pequeno aumento na umidade relativa de 1% no futuro próximo, assim como o cenário RCP8.5 do modelo Eta-MIROC5.

As regiões Nordeste e Sul do país apresentam as menores mudanças na umidade relativa média em relação ao presente. Na região Nordeste as projeções do modelo Eta-HADGEM2-ES mostram diminuição da umidade relativa em ambos os cenários, que variam de -1% a -2,5% no futuro próximo e de -2,5% a -5% no futuro distante. As maiores diminuições na umidade relativa do Eta-HADGEM2-ES são observadas no cenário RCP8.5. Com relação ao modelo Eta-MIROC5, existe divergência entre os cenários, no qual o cenário RCP4.5 mostra um aumento na umidade relativa de -2% no futuro próximo e o cenário RCP8.5 mostra uma diminuição de -1,5% durante o período quente (Figura 6.10). Durante o período frio (Figura 6.11), todas as projeções mostram diminuições na umidade relativa da região Nordeste do país.

A região Sul do país é que apresenta mais divergências entre os modelos e cenários climáticos sobre a umidade relativa no futuro. Durante o período quente (Figura 6.10), os modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 no cenário RCP4.5 mostram um pequeno aumento na umidade relativa no futuro próximo (aproximadamente 1%) e nenhuma mudança

no futuro distante com relação ao presente. Já no cenário RCP8.5 as projeções de ambos os modelos mostram diminuição da umidade relativa no futuro próximo (aproximadamente -2,5%). No futuro distante neste mesmo cenário, as projeções do modelo Eta-HADGEM2-ES mostram diminuição da umidade relativa de -2,4%, enquanto que no modelo Eta-MIROC5 não mostram mudanças entre a projeção da umidade relativa e a simulação no presente. Durante o período frio (Figura 6.11), as projeções do modelo Eta-HADGEM2-ES não mostram mudanças significativas na umidade relativa, tanto no futuro próximo quanto no futuro distante. Já as projeções do modelo Eta-MIROC5 divergem entre si, o cenário RCP4.5 mostra um aumento 4% na umidade relativa no futuro próximo e de 2,5% no futuro distante, e o cenário RCP8.5 mostra uma diminuição de -4% no futuro próximo e de -1% no futuro distante.

Em resumo, as projeções mostram diminuição da umidade relativa nas regiões brasileiras, variando a depender do modelo e cenário climático. Pequenos aumentos na umidade são observados no cenário RCP4.5 do modelo Eta-MIROC5 no futuro próximo, com exceção da região Sul no período frio. Portanto, as regiões Centro-Oeste, Norte e Sudeste deverão ser mais secas durante os períodos quentes e frios. A região Norte deve apresentar diminuição na umidade relativa, principalmente durante o período frio na região. Com relação a região Sul, é difícil tirar uma conclusão sobre a tendência da umidade relativa, pois as projeções divergem bastante.

Com relação as capitais brasileiras, na Tabela 6.6 é possível observar que as projeções do modelo Eta-MIROC5 mostram que durante o período quente a umidade relativa diária deve aumentar em algumas capitais e diminuir em outras, principalmente no futuro próximo onde os cenários apresentam grandes divergências. No futuro próximo, considerando o cenário RCP4.5 as projeções mostram diminuição da umidade relativa em Aracaju, Belém, Belo Horizonte, Boa Vista, Brasília, Campo Grande, Cuiabá, Goiânia, Curitiba, João Pessoa, Macapá, Recife, Rio de Janeiro, Salvador, São Paulo e Vitória, tendo maiores diminuições em Goiânia (-13,8%), Brasília (12,9%) e Belo Horizonte (-12,5%). Em Florianópolis, Fortaleza, Maceió, Manaus, Natal, Palmas, Porto Alegre, Porto Velho, Rio Branco, São Luís e Teresina as projeções aumentos na umidade relativa diária, principalmente em Teresina, onde o aumento é de 8,2%. Já no cenário RCP8.5 as mudanças na umidade relativa se invertem, aqueles capitais que apresentam diminuição da umidade relativa no cenário RCP4.5, apresentam aumento da umidade relativa no cenário RCP8.5 e vice e versa.

No futuro distante, as projeções do Eta-MIROC5 mostram diminuição da umidade relativa na maioria das capitais brasileiras. Entretanto, algumas capitais no cenário RCP4.5 mostram aumento da umidade relativa, como Florianópolis, Porto Alegre, Fortaleza, Teresina e São Luís. O mesmo é observado no cenário RCP8.5, onde as capitais Campo Grande, Curitiba, Rio de Janeiro e São Paulo mostram aumento na umidade relativa. As diminuições na umidade relativa foram maiores no cenário RCP4.5, do que no cenário RCP8.5, principalmente nas capitais Belo Horizonte, Brasília e Goiânia durante o período quente, que tiveram valores de -23,4%, -23,5% e -26,9%, respectivamente. Em algumas capitais, as reduções na umidade relativa foram maiores durante o período frio, como é o caso de Boa Vista, Cuiabá, Manaus, Palmas, Porto Velho, Rio Branco e Teresina.

Tabela 6.6 – Mudanças entre a umidade relativa média no presente (1996-2016) e a projetada pelo modelo Eta-MIROC5 nos intervalos de tempo de 2030-2050 e 2079-2099.

Capitais	Mudança na umidade relativa média em relação ao presente (%) - Eta-MIROC5							
	Período quente				Período frio			
	2030-2050		2079-2099		2030-2050		2079-2099	
	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5
Aracaju	-1,0	0,2	-2,0	-0,7	-3,5	1,1	-4,7	0,6
Belém	-0,3	-1,3	-9,0	-3,3	-0,2	-1,8	-12,2	-2,7
Belo Horizonte	-12,5	4,6	-23,4	-0,4	-13,0	3,6	-21,3	-1,0
Boa Vista	-8,6	7,5	-18,3	-2,1	-13,7	9,7	-24,4	4,1
Brasília	-12,9	2,3	-23,5	-6,5	-13,3	5,3	-22,1	-0,3
Campo Grande	-8,2	4,2	-20,5	6,3	-6,0	-2,1	-12,3	-0,8
Cuiabá	-6,2	0,2	-19,6	-7,9	-10,5	2,3	-23,2	-5,3
Curitiba	-1,0	1,2	-6,5	3,3	-0,1	-1,0	-4,9	1,6
Florianópolis	1,8	-1,8	2,0	0,0	4,7	-4,1	5,6	-1,0
Fortaleza	3,1	-3,2	2,6	-3,0	2,0	-2,8	1,7	-3,2
Goiânia	-13,8	1,6	-26,9	-7,5	-15,6	3,7	-26,7	-2,5
João Pessoa	-0,5	-0,3	-2,5	-1,4	-3,9	0,7	-6,0	-0,1
Macapá	-5,2	0,8	-11,4	-3,0	-4,5	1,4	-15,6	-1,0
Maceió	0,1	-1,5	-1,8	-1,9	-2,0	0,4	-3,8	-0,4
Manaus	2,5	-6,8	-26,0	-17,8	-3,6	-1,4	-21,7	-5,5
Natal	0,5	-1,9	-1,4	-3,2	-2,8	-0,1	-5,0	-1,2
Palmas	1,9	-2,3	-8,2	-9,1	-11,4	5,0	-24,2	0,9
Porto Alegre	2,9	-4,9	4,7	-4,4	6,5	-4,8	8,1	-3,7
Porto Velho	1,0	-7,7	-13,1	-16,8	-5,3	-0,9	-19,5	-4,8
Recife	-0,1	-0,6	-2,5	-1,5	-3,5	0,4	-5,7	-0,4
Rio Branco	0,7	-7,3	-9,3	-13,8	-6,7	-0,4	-17,7	-4,2
Rio de Janeiro	-3,7	2,2	-10,6	3,2	-3,3	2,0	-8,8	2,4
Salvador	-2,1	0,3	-3,5	-1,6	-4,1	1,1	-4,7	0,0
São Luís	3,2	-1,5	2,3	-1,4	2,6	-2,8	2,6	-3,3
São Paulo	-4,9	2,2	-13,3	3,7	-4,6	1,5	-10,8	2,3
Teresina	8,2	-2,7	3,8	-3,1	-2,1	1,3	-10,6	-0,2
Vitória	-1,3	0,8	-3,9	0,1	-3,0	1,0	-4,6	0,5

Negrito: mudanças não significativas ($p > 0,05$).

Elaborado pela autora (2022).

De acordo com Chou *et al.* (2014) o modelo Eta-MIROC5 produz mais precipitação em relação ao presente, principalmente durante a estação chuvosa na região Centro-Sul do país. Por esse motivo os resultados da umidade relativa para este modelo, mostram um pequeno aumento da umidade relativa nas capitais que pertencem as regiões Centro-Oeste, Sudeste e Sul do país, principalmente no cenário RCP8.5. O aumento da precipitação influencia no aumento da umidade relativa local (TORRES & MACHADO, 2011).

A Tabela 6.7 apresenta as mudanças na umidade relativa média entre o presente e as projetadas pelo modelo Eta-HADGEM2-ES.

Tabela 6.7– Mudanças entre a umidade relativa média no presente (1996-2016) e a projetada pelo modelo Eta-HADGEM2-ES nos intervalos de tempo de 2030-2050 e 2079-2099.

	Mudança na umidade relativa média em relação ao presente (%) - Eta-HADGEM2-ES							
	Período quente				Período frio			
	2030-2050		2079-2099		2030-2050		2079-2099	
Capitais	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5
Aracaju	-1,8	-2,6	-1,5	-3,6	-1,7	-2,2	-1,3	-3,4
Belém	-1,9	-5,5	-3,1	-15,2	-2,7	-2,6	-3,9	-16,0
Belo Horizonte	-1,7	-7,0	-7,3	-17,5	1,0	-3,1	-5,1	-11,1
Boa Vista	-1,8	-3,6	-3,6	-14,2	-0,9	-4,2	-3,5	-15,0
Brasília	-1,5	-8,1	-9,4	-18,8	-1,6	-7,1	-7,2	-15,9
Campo Grande	-2,7	-6,2	-8,8	-18,1	-0,6	-5,6	-3,5	-11,7
Cuiabá	-2,2	-6,4	-7,3	-19,4	-3,3	-7,5	-9,1	-19,9
Curitiba	0,8	-2,1	-3,6	-7,5	1,5	-0,9	-1,2	-5,3
Florianópolis	-0,1	-0,8	0,2	-0,7	0,3	0,6	1,2	1,8
Fortaleza	-0,3	-0,1	-0,8	-0,7	0,0	-0,1	-0,6	-0,5
Goiânia	-1,5	-8,4	-10,4	-21,3	-1,7	-7,6	-8,9	-18,5
João Pessoa	-1,8	-2,3	-2,7	-4,3	-2,3	-1,4	-3,5	-3,6
Macapá	-1,7	-4,1	-2,6	-9,9	-2,8	-3,1	-3,9	-13,4
Maceió	-1,6	-1,3	-1,4	-3,2	-1,3	-0,8	-1,6	-2,7
Manaus	-3,9	-5,3	-10,6	-40,7	-3,9	-3,0	-11,1	-26,7
Natal	-1,4	-1,6	-2,1	-3,5	-1,8	-0,9	-3,0	-3,0
Palmas	-1,1	-7,5	-5,7	-17,6	-2,1	-4,5	-7,4	-17,3
Porto Alegre	1,3	1,2	2,3	3,2	0,7	1,4	1,2	3,3
Porto Velho	-2,5	-6,7	-7,4	-23,1	-1,1	-4,0	-6,4	-20,5
Recife	-1,7	-2,0	-2,3	-4,4	-2,2	-1,2	-3,2	-3,5
Rio Branco	-2,6	-7,0	-7,3	-19,1	-2,0	-6,2	-7,4	-19,7
Rio de Janeiro	0,0	-3,0	-3,3	-9,2	1,6	0,1	-2,3	-5,0
Salvador	-1,5	-2,3	-0,9	-4,0	-1,1	-2,8	-0,7	-3,5
São Luís	-0,2	0,1	-0,8	-1,0	-0,5	-0,4	-0,7	-0,4
São Paulo	0,4	-2,4	-4,2	-9,8	1,9	-0,5	-2,2	-6,0
Teresina	-1,5	-8,6	-2,8	-13,3	-2,1	-0,3	-4,8	-10,2
Vitória	-0,1	-1,3	-0,8	-3,6	0,4	-0,8	-1,0	-2,3

Negrito: Mudanças não significativas ($p > 0,05$)

Fonte: Elaborado pela autora (2022)

Com relação ao modelo Eta-HADGEM2-ES, a Tabela 6.7 mostra que as projeções indicam uma diminuição da umidade relativa em todas as capitais do país, apresentando maiores reduções no futuro distante (2079-2099) no cenário RCP8.5. Chou *et al.* (2014) mostraram que o modelo Eta-HADGEM2-ES intensifica a redução da precipitação com relação ao modelo Eta-MIROC5. A redução da precipitação implica também na redução da umidade relativa do ar.

De acordo com o modelo Eta-HADGEM2-ES (Tabela 6.7) as maiores reduções na umidade relativa do ar devem ocorrer durante o período quente, principalmente nas capitais Manaus (-40,7%), Porto Velho (-23,1%) e Goiânia (21,3%) no futuro distante, considerando o cenário RCP8.5. Algumas capitais, entretanto, devem apresentar maiores reduções na umidade relativa durante o período frio, principalmente considerando o cenário RCP8.5, como Cuiabá (-19,9%), Macapá (-13,4%) e Rio Branco (-19,7%).

6.5.3 IC MÁXIMO DIÁRIO

O Índice de calor máximo diário é a sensação térmica com relação à exposição à temperatura máxima e umidade relativa média. Assim como as projeções mostram aumento da temperatura máxima no Brasil, as projeções também mostram aumento do IC máximo no país e em todas as regiões administrativas.

As Figuras 6.12 e 6.13 mostram as mudanças do IC máximo diário no futuro em relação ao presente, durante o período quente e frio, respectivamente. Durante o período quente, as projeções mostram os maiores aumentos no IC máximo, variando de 2,5°C a 12,5°C. O modelo Eta-HADGEM2-ES mostra aumentos mais elevados de IC em comparação ao modelo Eta-MIROC5, principalmente no cenário RCP8.5 (mais pessimista). Assim como na temperatura máxima, as projeções no cenário RCP4.5 para o futuro distante, também mostram uma diminuição no valor de IC com relação ao futuro próximo.

Na região Centro-Oeste, as projeções do Eta-HADGEM2-ES mostram maiores aumentos de IC durante o período frio (entre 2,5°C e 5°C no futuro próximo e 10°C e 12°C no futuro distante). Já as projeções do Eta-MIROC5 mostram aumentos maiores durante o período quente, sendo muito mais elevado no cenário RCP8.5 (4°C no futuro próximo e 11°C no futuro distante).

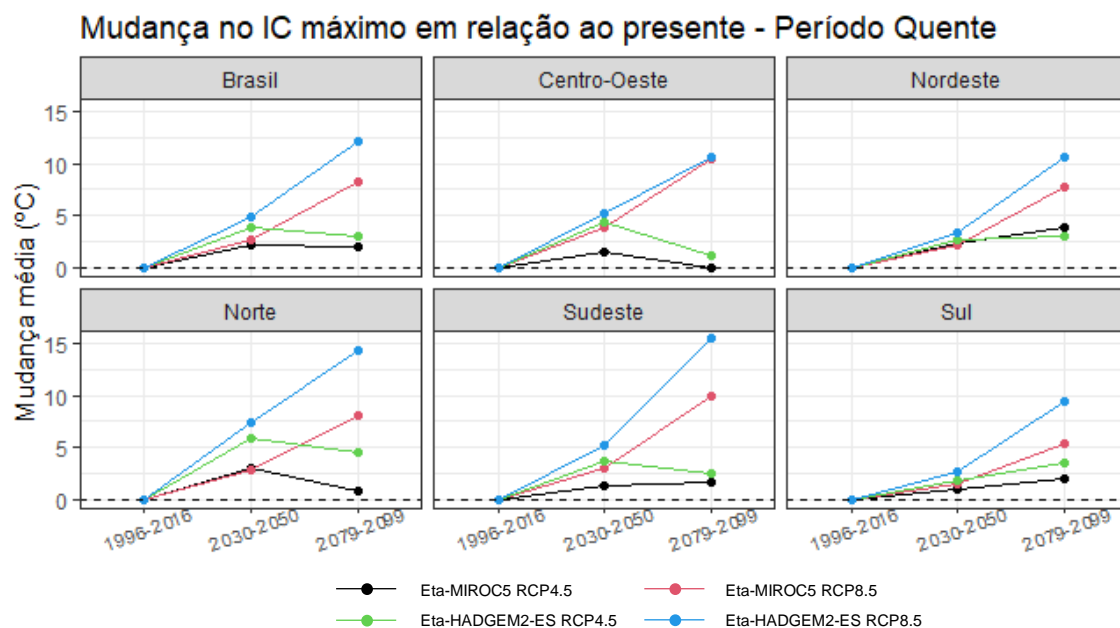


Figura 6.12 – Mudança média (°C) entre o IC máximo diário do presente (1996-2016) e as projetadas para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099) no período quente pelos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 nos cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas. Os valores representam uma média entre todas as capitais brasileiras (nível Brasil) e uma média das capitais separadas por região (Norte, Nordeste, Centro-Oeste, Sudeste e Sul). Fonte: Elaborado pela autora (2022).

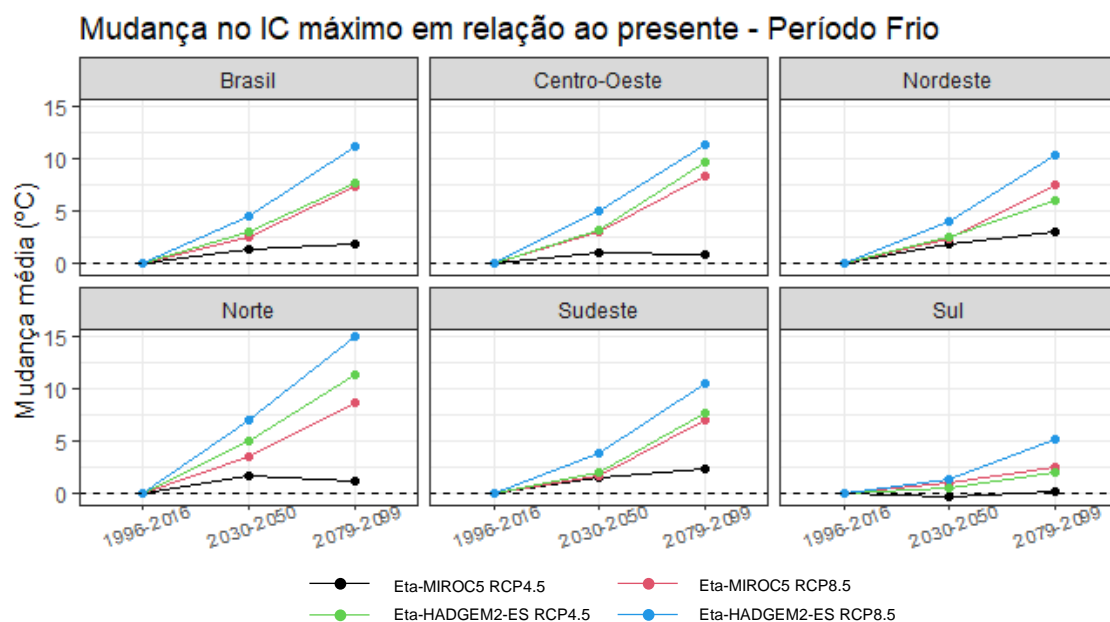


Figura 6.13 – Mudança média (°C) entre o IC máximo diário do presente (1996-2016) e as projetadas para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099) no período frio pelos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 nos cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas. Os valores representam uma média entre todas as capitais brasileiras (nível Brasil) e uma média das capitais separadas por região (Norte, Nordeste, Centro-Oeste, Sudeste e Sul). Fonte: Elaborado pela autora (2022).

Na região Nordeste, o IC máximo deve aumentar mais durante o período quente, principalmente no futuro distante no cenário mais pessimista (entre 7,5°C e 11°C) (Figura 6.12). Na região Norte, as projeções mostram um maior aumento do IC máximo durante o período frio (Figura 6.13), onde o modelo Eta-HADGEM2-ES mostra os maiores aumentos (entre 5°C e 7,5°C no futuro próximo e 11°C e 15°C no futuro distante).

A região Sudeste do país também apresenta aumentos na sensação térmica (IC) no futuro, aumentos estes maiores durante o período quente na região. O modelo Eta-HADGEM2-ES mostra as maiores elevações, principalmente no cenário RCP8.5 no futuro distante (15,2°C). Os menores aumentos na sensação térmica devem ocorrer na região Sul do país, as projeções mostram aumentos que variam entre 1°C e 2,5°C no futuro próximo e entre 2,5°C e 10°C no futuro distante, sendo maiores durante o período quente. Durante o período frio, o cenário RCP4.5 do modelo Eta-MIROC5 mostra uma redução da sensação térmica no futuro próximo em relação presente de -0,5°C e nenhuma mudança no futuro distante.

As Tabelas 6.8 e 6.9 mostram essas mudanças em cada capital brasileira para os modelos Eta-MIROC5 e Eta-HADGEM2-ES, respectivamente.

Tabela 6.8– Mudanças entre o IC máximo no presente (1996-2016) e o projetado pelo modelo Eta-MIROC5 nos intervalos de tempo de 2030-2050 e 2079-2099.

	Mudança no IC máximo em relação ao presente (°C) - Eta-MIROC5							
	Período quente				Período frio			
	2030-2050		2079-2099		2030-2050		2079-2099	
Capitais	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5
Aracaju	1,4	2,1	2,7	6,4	1,4	1,8	2,2	5,4
Belém	1,6	2,6	0,7	7,8	2,1	2,6	1,9	7,0
Belo Horizonte	1,5	3,5	1,4	11,2	1,5	1,8	1,8	7,2
Boa Vista	2,1	7,3	0,8	16,6	0,2	5,0	-1,2	12,2
Brasília	1,2	3,7	0,8	9,6	0,8	2,7	0,9	7,8
Campo Grande	1,5	3,6	-0,4	11,1	1,7	1,3	2,0	6,8
Cuiabá	2,2	3,8	-0,5	9,6	0,9	4,0	-0,4	9,1
Curitiba	1,5	1,7	2,5	7,1	0,4	0,7	1,8	3,3
Florianópolis	1,1	1,4	2,2	5,3	-0,6	1,0	-0,4	2,2
Fortaleza	3,9	2,8	6,9	11,6	3,1	2,6	6,0	10,2
Goiânia	1,2	4,7	0,2	11,2	0,6	3,8	0,4	9,7
João Pessoa	1,7	2,1	2,6	6,8	1,4	2,2	2,1	6,6
Macapá	1,0	3,8	1,7	10,1	1,6	2,9	2,3	8,1
Maceió	2,6	2,6	4,1	8,5	2,1	2,3	3,2	7,4
Manaus	4,6	1,3	-2,5	4,2	2,7	2,6	0,8	6,8
Natal	3,6	3,2	5,2	11,6	2,6	3,7	4,2	12,0
Palmas	3,3	3,3	1,5	7,7	0,2	5,4	0,1	11,6
Porto Alegre	0,6	1,4	1,6	4,0	-1,1	1,0	-1,0	1,9
Porto Velho	4,6	1,2	1,2	4,9	2,6	3,4	1,8	8,0
Recife	2,3	2,7	3,7	8,9	2,0	2,7	3,1	8,5
Rio Branco	4,3	1,2	2,4	5,6	2,1	3,0	1,6	7,5
Rio de Janeiro	0,8	3,1	0,4	9,8	1,2	1,7	1,7	7,4
Salvador	1,0	1,6	1,8	4,8	1,1	1,2	1,7	3,9
São Luís	1,9	1,7	4,1	7,0	2,2	1,8	4,0	6,3
São Paulo	1,6	3,0	2,0	9,6	1,5	1,2	2,8	6,6
Teresina	3,5	0,8	3,7	4,9	0,7	2,1	0,7	7,1
Vitória	1,8	2,5	2,8	9,1	1,6	1,7	2,6	6,7

Negrito: Mudanças não significativas ($p > 0,05$).

Fonte: Elaborado pela autora (2022)

Tabela 6.9– Mudanças entre o IC máximo no presente (1996-2016) e o projetado pelo modelo Eta-HADGEM2-ES nos intervalos de tempo de 2030-2050 e 2079-2099.

	Mudança no IC máximo em relação ao presente (°C) - Eta-HADGEM2-ES							
	Período quente				Período frio			
	2030-2050		2079-2099		2030-2050		2079-2099	
Capitais	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5
Aracaju	2,7	3,3	-0,6	8,2	2,3	3,6	7,9	8,0
Belém	5,5	6,0	-1,9	16,5	4,1	7,2	19,0	18,4
Belo Horizonte	3,7	5,5	0,5	13,5	1,6	3,1	8,1	7,7
Boa Vista	7,5	8,9	10,6	15,7	5,2	6,3	5,1	11,4
Brasília	2,9	4,0	2,1	8,9	2,4	4,3	6,8	10,3
Campo Grande	5,2	6,1	-3,4	12,1	2,5	3,9	15,0	10,8
Cuiabá	5,6	6,5	4,7	12,2	4,7	6,6	8,5	12,9
Curitiba	3,2	5,8	5,7	16,9	0,8	2,4	3,9	9,2
Florianópolis	2,3	2,5	4,4	9,2	0,8	1,4	1,4	4,9
Fortaleza	1,4	2,5	3,3	10,0	2,0	3,3	4,3	10,6
Goiânia	3,6	4,7	1,6	9,4	3,0	4,9	8,7	11,2
João Pessoa	3,2	4,0	5,4	10,5	2,9	3,7	4,7	9,4
Macapá	6,0	6,7	6,4	14,0	5,0	7,1	8,7	15,0
Maceió	2,7	3,3	0,6	9,9	2,6	4,1	7,9	10,4
Manaus	4,7	6,6	7,0	8,3	6,3	7,3	8,5	13,7
Natal	3,3	4,8	6,8	14,8	3,3	4,6	5,8	13,6
Palmas	6,4	7,3	-1,6	15,1	3,8	7,5	17,6	15,5
Porto Alegre	0,3	-0,4	0,3	2,1	-0,1	0,1	0,5	1,5
Porto Velho	6,1	8,4	3,5	15,3	5,6	7,4	14,1	16,8
Recife	3,7	4,6	4,7	13,1	3,3	4,4	6,8	11,6
Rio Branco	5,3	7,6	8,0	14,8	4,8	6,2	6,9	14,1
Rio de Janeiro	3,9	5,0	2,4	16,0	2,1	4,1	8,6	12,3
Salvador	1,9	2,3	-0,5	5,6	1,9	3,0	6,0	6,2
São Luís	2,0	3,4	2,8	12,1	2,0	3,3	6,1	11,9
São Paulo	4,3	7,0	6,8	19,8	1,6	3,6	6,3	12,3
Teresina	3,7	2,9	4,5	10,8	1,7	5,4	4,5	12,1
Vitória	3,1	3,7	0,8	12,2	2,3	4,3	7,6	10,2

Negrito: Mudanças não significativas ($p > 0,05$).

Fonte: Elaborado pela autora (2022)

As projeções de ambos os modelos (Tabelas 6.8 e 6.9) mostram aumento do IC máximo diário em todas as capitais do país, sendo maiores pelo modelo Eta-HADGEM2-ES, principalmente no pior cenário (RCP8.5). Com o aumento da temperatura máxima diária e a redução da umidade relativa diária, a sensação térmica de calor nas capitais tende a aumentar no futuro. De acordo com o modelo Eta-MIROC5 os maiores aumentos na sensação térmica devem ocorrer nas capitais que estão localizadas no extremo norte do país, como Boa vista, Macapá, Fortaleza e Natal. Durante o período quente, nestas capitais as projeções mostram aumentos que variam de 1°C a 7°C no futuro próximo e de 2°C a 16,6°C no futuro distante. Elevações da sensação térmica por calor devem ocorrer também durante o período frio, porém menores do que no período quente.

As projeções do Eta-HADGEM2-ES mostram os maiores aumentos na sensação térmica das capitais brasileiras. De acordo com este modelo, os maiores aumentos devem ocorrer nas capitais das regiões Norte, Centro-Oeste e Sudeste do país. As projeções mostram que no futuro distante durante o período quente, São Paulo pode ter um aumento de até 19,8°C na sensação térmica no pior cenário (RCP8.5). A cidade de Belém e Porto Velho apresentam os maiores aumentos na sensação térmica durante o período frio. A diminuição da umidade relativa nestas capitais durante o período frio, que é o período chuvoso na região Norte do país, junto com o aumento da temperatura, favorecem o aumento da sensação térmica devido ao calor local (CHOU *et al.*, 2014; DINIZ *et al.*, 2020).

O aumento do IC máximo diário no futuro, pode trazer preocupações com relação à saúde da população. Atualmente os IC máximos em grande parte das capitais brasileiras durante períodos quentes entram em estado de atenção com relação à saúde. Com o aumento do IC máximo diário, no futuro, a população terá que estar em constante alerta extremo para estresse térmico devido ao calor, o que pode ocasionar insolação, desidratação e até mesmo levar a população à óbito (STEADMAN, 1979a).

CAPÍTULO 7 – RESULTADOS DAS ONDAS DE CALOR NO BRASIL

Este capítulo apresenta os resultados das ondas de calor (OC) no Brasil para o período do presente (1996-2016) e projeções para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099). Em 7.1 é apresentado a frequência interanual das OC no presente e em 7.2 a sazonalidade destas OC no Brasil e nas capitais. A seção 7.3 apresenta a Classificação Espacial Sinótica (SSC) durante ondas de calor no presente (1996-2016). Por fim, a seção 7.4 apresenta a caracterização das OC no presente (1996-2016) e mudanças percentuais no futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099) com relação ao presente.

7.1 ONDAS DE CALOR NO BRASIL

7.1.1 FREQUÊNCIA ANUAL DAS ONDAS DE CALOR

A Figura 7.1 apresenta a variabilidade interanual média das ondas de calor no Brasil entre os anos de 1996 a 2016 para definições que utilizam o 90°, 95° e 98° percentis da temperatura máxima diária na identificação das ondas de calor.

Na Figura 7.1 é possível observar que as ondas de calor no P90, P95 e P98 possuem o mesmo comportamento ao longo dos anos, entretanto mais ondas de calor foram identificadas no 90° percentil, por incluir 10% dos casos mais extremos, e os demais 5% e 2%, respectivamente. O número médio de dias com ondas de calor no Brasil também possui o mesmo comportamento entre o observado e as simulações, todos apresentam crescimento significativo ao longo dos anos. As simulações do Eta-HADGEM2-ES superestima o número de dias com ondas de calor observados mais do que as simulações do modelo Eta-MIROC5, com exceção dos anos 2004, 2005 e 2015, onde as simulações do modelo Eta-MIROC5 superestimaram as ondas de calor observadas mais do que o Eta-HADGEM2-ES. Como mencionado no capítulo anterior, mesmo após correção de viés, o modelo Eta-HADGEM2-ES ainda superestima a temperatura máxima observada em alguns graus. Por esse motivo, mais dias com ondas de calor foram identificados.

Variabilidade interanual da média de dias com OC no Brasil

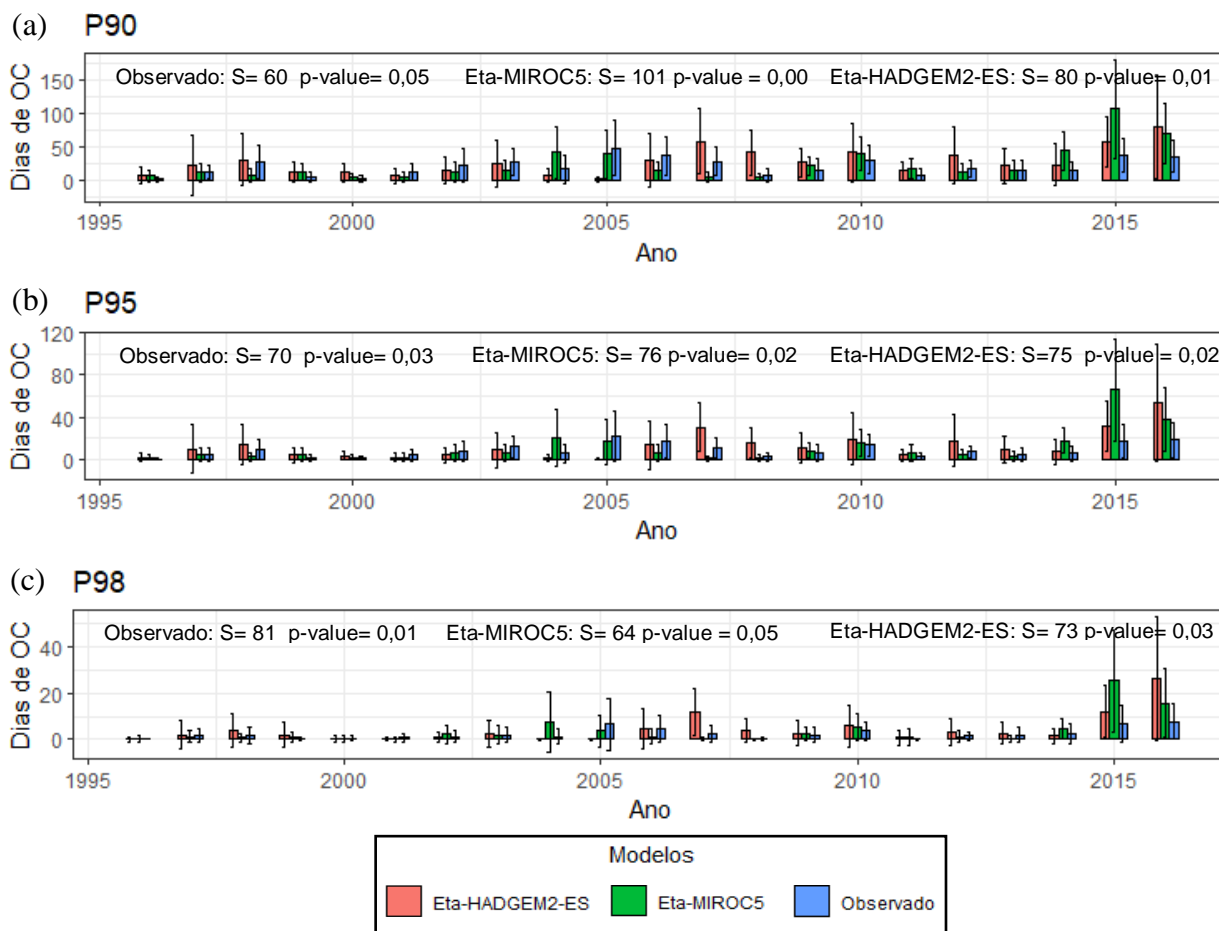


Figura 7.1 – Variabilidade interanual média das ondas de calor no Brasil para os dados observados (barra azul) e simulações dos modelos Eta-HADGEM2-ES (barra vermelha) e Eta-MIROC5 (barra azul), considerando as definições de OC: (a) P90; (b) P95 e (c) P98. S é o valor da estatística de Mann-Kendall que indica o sinal da tendência da série temporal e o *p-value* mostra a significância estatística da tendência. Os valores representam uma média de todas as capitais brasileiras. Fonte:Elaborado pela autora (2022).

Nota-se um primeiro pico no número de ondas de calor no início do período do estudo em 1998 no Brasil (Figura 7.1), e este pico também foi observado em grande parte das capitais brasileiras (Apêndice B), principalmente nas capitais das regiões Norte e Nordeste do país. Em média o número de dias com ondas de calor no Brasil em 1998 foi de 25 dias no P90, 18 dias no P95 e 5 dias no P98. Entre 1997 e 1998 ocorreu um dos eventos de El Niño mais fortes já registrados. O El Niño é o aquecimento anômalo das águas da região Equatorial no Oceano Pacífico (OLIVEIRA & SATYAMURTY, 1998). Variações da Temperatura da Superfície do Mar (TSM) na região conhecida como Niño 3, possui alta correlação com as condições atmosféricas que ocorrem no Brasil (OLIVEIRA & SATYAMURTY, 1998). De acordo com o

estudo de Oliveira e Satyamurty (1998) o semi-árido da região Nordeste, parte leste da região Amazônica e parte da região Sul do país foram afetados pelas mudanças na circulação atmosférica durante o El Niño de 1997/1998. Desta forma, o El Niño pode ter contribuído para o pico de ondas de calor em 1998.

É possível observar outro pico no número de ondas de calor em 2005 no Brasil na Figura 7.1. Este pico também pode ser observado nas capitais das regiões Norte, Nordeste e Centro-Oeste no Apêndice B. Diferentemente do que ocorreu em 1998, no ano de 2005 não havia um El Niño atuante. De acordo com o Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, o período quente e consequente seca observada em regiões do Brasil no ano de 2005, estava possivelmente associado a TSM na bacia do Atlântico Tropical Norte, que se apresentou mais quente do que o normal desde 2004. De acordo com Lanfredi (2018) as ondas de calor na Região do Semiárido Nordestino estão associadas com as configurações de TSM desfavoráveis, isto é, a presença de águas frias sobre o Atlântico Tropical Sul e águas quentes no Atlântico Tropical Norte desfavorecem a precipitação no sertão, onde há o deslocamento da Zona de Convergência Intertropical (ZCIT) para o norte e o estabelecimento de uma circulação subsidente, o que contribui para o aumento das temperaturas em superfície.

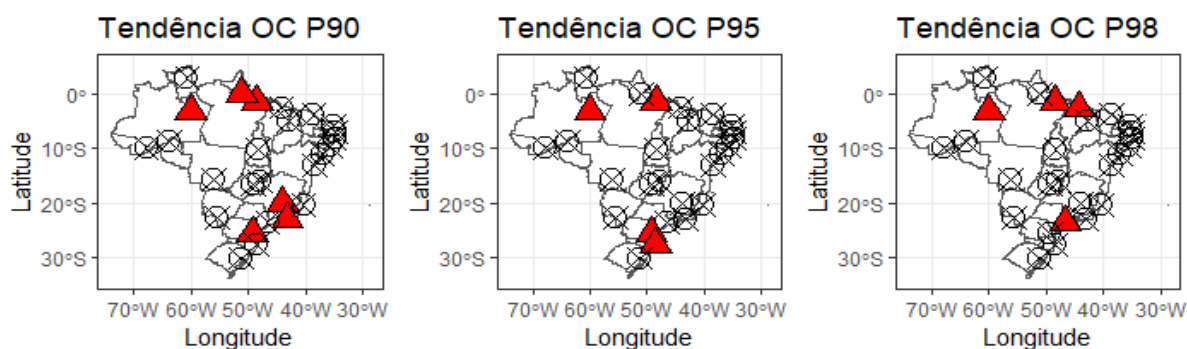
Em média, os anos com o maior número de dias com ondas de calor no Brasil no período estudado foram 2015 e 2016 (Figura 7.1). Assim como os anos de 1997/1998, nos anos de 2015/2016 ocorreu um El Niño de forte intensidade que impactou diferentes regiões do Brasil, provocando aumento na temperatura, secas e queimadas (DINIZ *et al.*, 2019).

Como mostrado anteriormente, elevados números de ondas de calor ocorrem principalmente quando o fenômeno El Niño está atuante. O fenômeno El Niño Oscilação Sul (ENOS) é frequentemente estudado estando associado à ocorrência ou intensificação das ondas de calor em diversas regiões do mundo (THIRUMALAI *et al.*, 2017; BITENCOURT *et al.*, 2016; LANFREDI, 2018). De acordo com Thirumalai *et al.* (2017) 49% dos eventos de anomalias positivas de temperatura no sudeste da Ásia ocorreram devido a influência do El Niño. Minuzzi e Frederico (2017) mostraram a relação das ondas de calor ocorridas no estado de Santa Catarina no Brasil com o ENOS e encontram que na cidade de Lages a influência da La Niña faz aumentar a ocorrência de dias quentes. A influência deste fenômeno nas ondas de calor existe, pois, ele causa impactos no regime de temperatura e precipitação em diversas regiões do globo via teleconexões, o que ocasiona períodos quentes e secos em algumas localidades. Estas teleconexões associadas ao ENOS são estabelecidas por via da ocorrência de

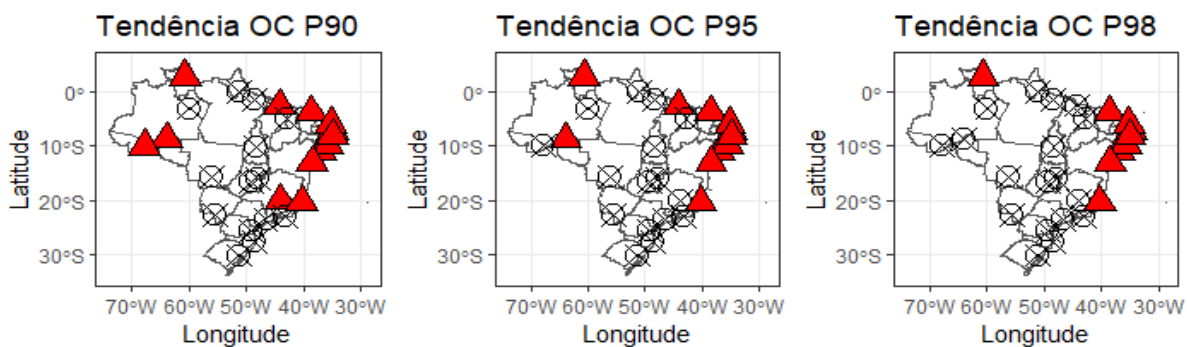
trens de ondas planetárias de Rossby ou por meio de circulações leste-oeste do tipo Walker (GEIRINHAS *et al.*, 2017).

A Figura 7.2 apresenta a tendência do número de dias com ondas de calor de 1996 a 2016 para cada uma das capitais brasileiras e Distrito Federal. As tendências foram apresentadas de acordo com o percentil de identificação das ondas de calor (P90, P95 e P98) e também para os dados observados e simulações dos modelos Eta-MIROC5 e Eta-HADGEM2-ES.

(a) Observado



(b) Eta-MIROC5



(c) Eta-HADGEM2-ES

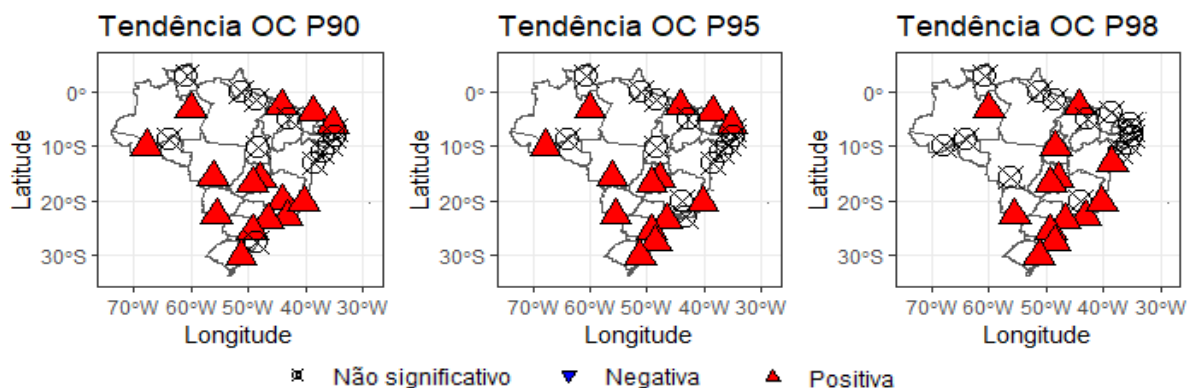


Figura 7.2 – Tendência das ondas de calor (OC) nas capitais brasileiras entre 1996 e 2016 no P90, P95 e P98: (a) observado; (b) Simulação do Eta-MIROC5 e (c) Simulação do Eta-HADGEM2-ES. Fonte: Elaborado pela autora (2022).

Além da média para o Brasil, um crescimento no número de dias com ondas de calor é também observado em todas as capitais brasileiras, entretanto nem todos aumentos foram considerados significativos. A Figura 7.2 mostra apenas os aumentos significativos estatisticamente no número de dias com ondas de calor nas capitais brasileiras e é possível notar uma divergência esperada das significâncias estatísticas entre o que foi observado e as simulações dos modelos Eta-MIROC5 e Eta-HADGEM2-ES.

O estudo de Geirinhas *et al.* (2017) mostrou que São Paulo, Manaus e Recife, entre as capitais estudadas por eles, foram as que apresentaram os maiores crescimentos no número de ondas de calor ao longo dos anos. De fato, São Paulo tem mostrado um aumento no número de ondas de calor desde 1996, entretanto o aumento observado não foi significativo para as OC nos P90 e P95 como mostra a Figura 7.2a. As OC no P90 tiveram tendência positiva significativa apenas nas cidades de Manaus, Macapá, Belém, Belo Horizonte, Rio de Janeiro e Curitiba. Com relação as OC no P95, apenas Manaus, Belém, Curitiba e Florianópolis tiveram tendências de aumento significativas. As OC mais extremas (P98) apresentaram tendências de aumento significativas apenas em Manaus, Belém, São Luís e São Paulo (Figura 7.2a).

As simulações do modelo Eta-MIROC5 mostram que os aumentos foram significativos nas capitais da região Nordeste do país em todos os percentis, assim como também em Boa Vista e Vitória. Já nas simulações do modelo Eta-HADGEM2-ES grande parte das capitais da região Centro-Sul do país mostraram tendência de aumento significativa no número de dias com ondas de calor, enquanto que grande parte das capitais da região Nordeste não tiveram significância estatística. Como a temperatura máxima teve divergência na significância da tendência temporal, era de se esperar que as ondas de calor também tivessem. Apesar disso, tanto os dados observados quanto as simulações concordaram em sinal de tendência, mostrando aumento no número de dias com ondas de calor nas capitais brasileiras.

O aumento no número de ondas de calor pode levar grandes prejuízos à sociedade, como secas intensas, que atingem produções agrícolas e sistemas de abastecimento de água. Um exemplo de ocorrências de ondas de calor que afetaram o sistema de abastecimento de água da cidade, foram as ondas de calor no ano de 2014 em São Paulo (mais de 10 eventos de ondas de calor no P90) que fizeram os reservatórios secarem e a população teve escassez de água em suas residências. Além de secas, as ondas de calor também propiciam o aumento de queimadas e conseqüente aumento da poluição do ar (DINIZ *et al.*, 2019). Pessoas mais sensíveis ao aumento da temperatura, como é o caso de recém-nascidos e idosos, podem ter sérios problemas

de adaptação ao calor, podendo leva-los à óbito (GASPARRINI & ARMSTRONG, 2011; GUO *et al.*, 2018; DINIZ *et al.*, 2020).

7.1.2 SAZONALIDADE DAS ONDAS DE CALOR

A Figura 7.3 apresenta a frequência mensal média das ondas de calor no Brasil no período de 1996 a 2016. Assim como o comportamento ao longo dos anos, a sazonalidade das ondas de calor no P90, P95 e P98 são semelhantes.

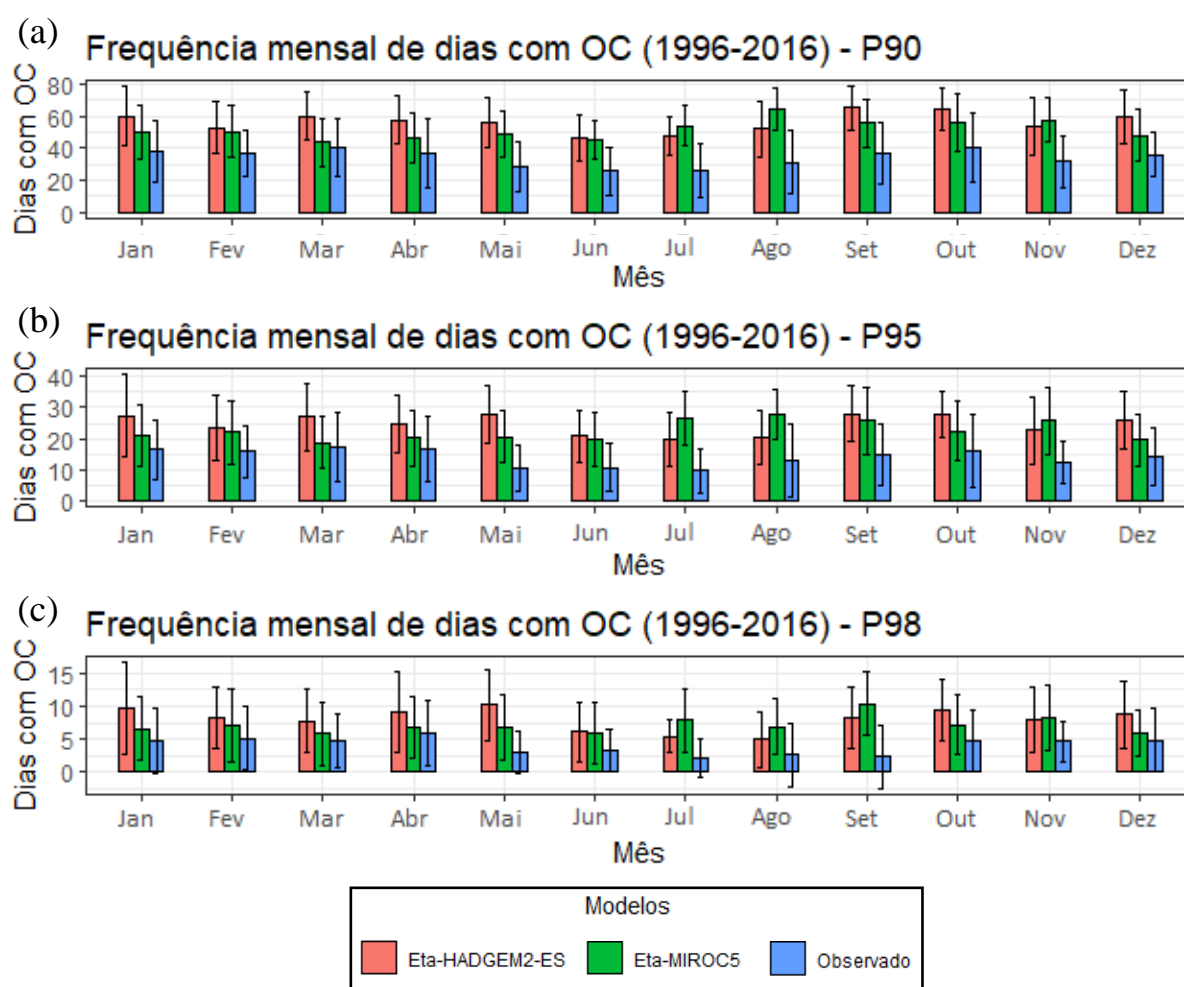


Figura 7.3 – Frequência mensal das ondas de calor (OC) de todas as capitais do Brasil (soma das médias de 1996 a 2016) para os dados observados e simulações dos modelos Eta-MIROC5 e Eta-HADGEM2-ES, nas definições de OC: (a) P90; (b) P95 e (c) P98. Os valores representam uma média de todas as capitais brasileiras. Fonte: Elaborado pela autora (2022).

Nota-se na Figura 7.3, que em média no Brasil as OC podem ocorrer em qualquer mês do ano. A frequência de OC é em média mais elevada nos meses de setembro, outubro, dezembro e janeiro. As simulações dos modelos Eta-MIROC5 e Eta-HADGEM2-ES mostram variação mensal semelhante aos dados observados, entretanto, as simulações de ambos os modelos superestimam o número de dias com OC por mês no Brasil. As simulações do Eta-HADGEM2-ES superestimam o número de dias com OC observados mais do que as simulações do modelo Eta-MIROC5 na maioria dos meses, principalmente no mês de março no P90 e P95 e no mês de maio no P98. Já o Eta-MIROC5 mostra uma superestimação no número mensal de dias com OC maior do que o Eta-HADGEM2-ES nos meses de julho e agosto. O Eta-HADGEM2-ES superestima as OC observadas em aproximadamente 15 a 20 dias no P90, 10 a 15 no P95 e 5 a 10 dias no P98, enquanto que o Eta-MIROC5 superestima as OC em aproximadamente 10 a 15 dias no P90, em 5 a 10 dias no P95 e 2 a 5 dias no P98.

A Figura 7.4 apresenta a frequência sazonal das OC nas capitais brasileiras e no Distrito Federal nas definições de OC P90, P95 e P98.

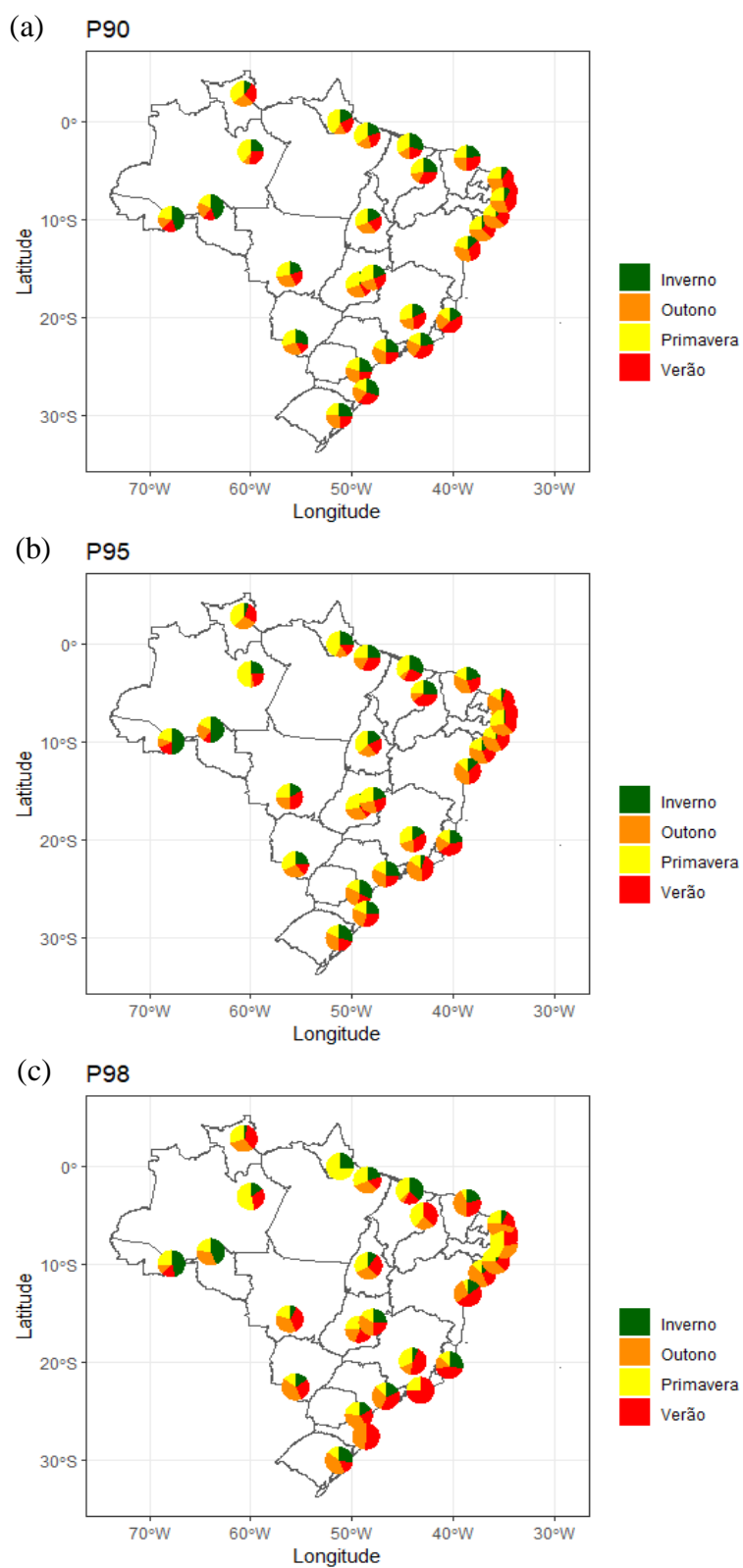


Figura 7.4 – Frequência sazonal das ondas de calor (OC) nas capitais brasileiras nas definições de OC: (a) P90; (b) P95 e (c) P98. Para dados observados do Erainterim. Fonte: Elaborado pela autora (2022).

É possível observar na Figura 7.4 que a frequência sazonal das OC no P90 e P95 são semelhantes, não ocorrem grandes variações na sazonalidade entre estas duas definições. Entretanto, na definição no P98 há uma mudança na variação sazonal das OC, principalmente nas capitais das regiões Sul, Sudeste e Centro-Oeste. A primavera é a estação com maior ocorrência de OC nas capitais da região Norte, com exceção de Rio Branco e Porto Velho, onde a maior ocorrência se dá na estação de inverno. O inverno é a estação mais quente nas cidades de Porto Velho e Rio Branco, devido ao fato de que nesta época do ano há diminuição na cobertura de nuvens na região, e, portanto, há a maior incidência de radiação solar (INMET, 2021). Sendo assim, a região Norte do país não possui estações do ano bem definidas quanto as demais regiões (FISCH 1998; REBOITA *et al.*, 2010).

As maiores frequências das ondas de calor nas capitais da região Nordeste do país são em sua maioria nas estações do verão (> 30%) e outono (> 30%), com exceção de São Luís que tem maior frequência nas estações da primavera (40%) e inverno (30%) e Teresina e que tem maior frequência de ondas de calor nas estações de primavera (40%) e verão (25%) (Figura 7.4). Na região Centro-Oeste, as ondas de calor que ocorrem nas capitais são mais frequentes no outono (> 35%) e primavera (> 40%), de acordo com a definição P90 e P95, já no P98 as ondas de calor são mais frequentes no outono (> 40%) e verão (> 30%) (Figura 7.4). As capitais da região Sudeste, Rio de Janeiro, São Paulo e Vitória têm maior ocorrência de ondas de calor no verão (> 40%) e outono (> 25%) no P90 e P95. Já no P98 75% das ondas de calor que acometem o Rio de Janeiro ocorrem no verão, e os outros 25% na primavera e em Vitória as ocorrências são maiores no verão (48%) e no inverno (25%). Belo Horizonte apresenta uma sazonalidade diferente das demais capitais da região em todas as definições (P90, P95 e P98), as OC são mais frequentes na primavera (> 35%) e verão (> 30%). Curitiba, Florianópolis e Porto Alegre, capitais pertencentes a região Sul do Brasil têm maiores ocorrências de ondas de calor nos meses de verão (>28%) e outono (> 25%) em todas as definições. No P98, 55% das OC que ocorrem em Florianópolis acontecem no verão e os outros 45% no outono (Figura 7.4).

Existe pouco ou quase nenhum consenso sobre a sazonalidade das ondas de calor no Brasil. O estudo de Geirinhas *et al.* (2017) mostrou que a frequência das ondas de calor varia muito pouco ao longo dos meses, entretanto os meses que menos ocorrem ondas de calor em Porto Alegre, São Paulo, Rio de Janeiro, Brasília, Recife e Manaus foram os meses de primavera e verão. Os resultados desta pesquisa mostram que de fato, a primavera é a estação que menos ocorre ondas de calor em Porto Alegre, São Paulo e Rio de Janeiro, entretanto em Brasília, Manaus e Recife é a estação de maior ocorrência. O verão é também a estação que

apresenta grandes ocorrências de OC nestas cidades, apresentando, portanto, divergência entre o estudo de Geirinhas *et al.* (2017) e o presente estudo. O estudo de Geirinhas *et al.* (2017) utilizou métodos diferentes para identificar as ondas de calor, assim como o período de estudo também foi diferente (1961 a 2014), o que pode ter influenciado nos resultados divergentes. O estudo de Bitencourt *et al.* (2016) mostrou que as ondas de calor no Brasil ocorrem com maior frequência nos meses de verão e outono, concordando com o presente estudo, onde principalmente nas regiões Nordeste, Sudeste e Sul, as ondas de calor ocorrem nas estações do verão e outono. Lanfredi (2018) verificou que as ondas de calor que ocorrem no sertão nordestino, Mato Grosso e costa do Paraná são mais frequentes nos meses de verão e outono, concordando com o presente estudo e o estudo de Bitencourt *et al.* (2016).

7.1.3 CLASSIFICAÇÃO ESPACIAL SINÓTICA (SSC) DAS ONDAS DE CALOR

7.1.3.1 *Características climáticas dos tipos de tempo do SSC durante ondas de calor*

A Figura 7.5 mostra as condições climáticas médias (temperatura média do ar, temperatura do ponto de orvalho, pressão, velocidade do vento, cobertura de nuvens e temperatura aparente) durante os dias de ondas de calor nas capitais brasileiras, considerando a definição P90.

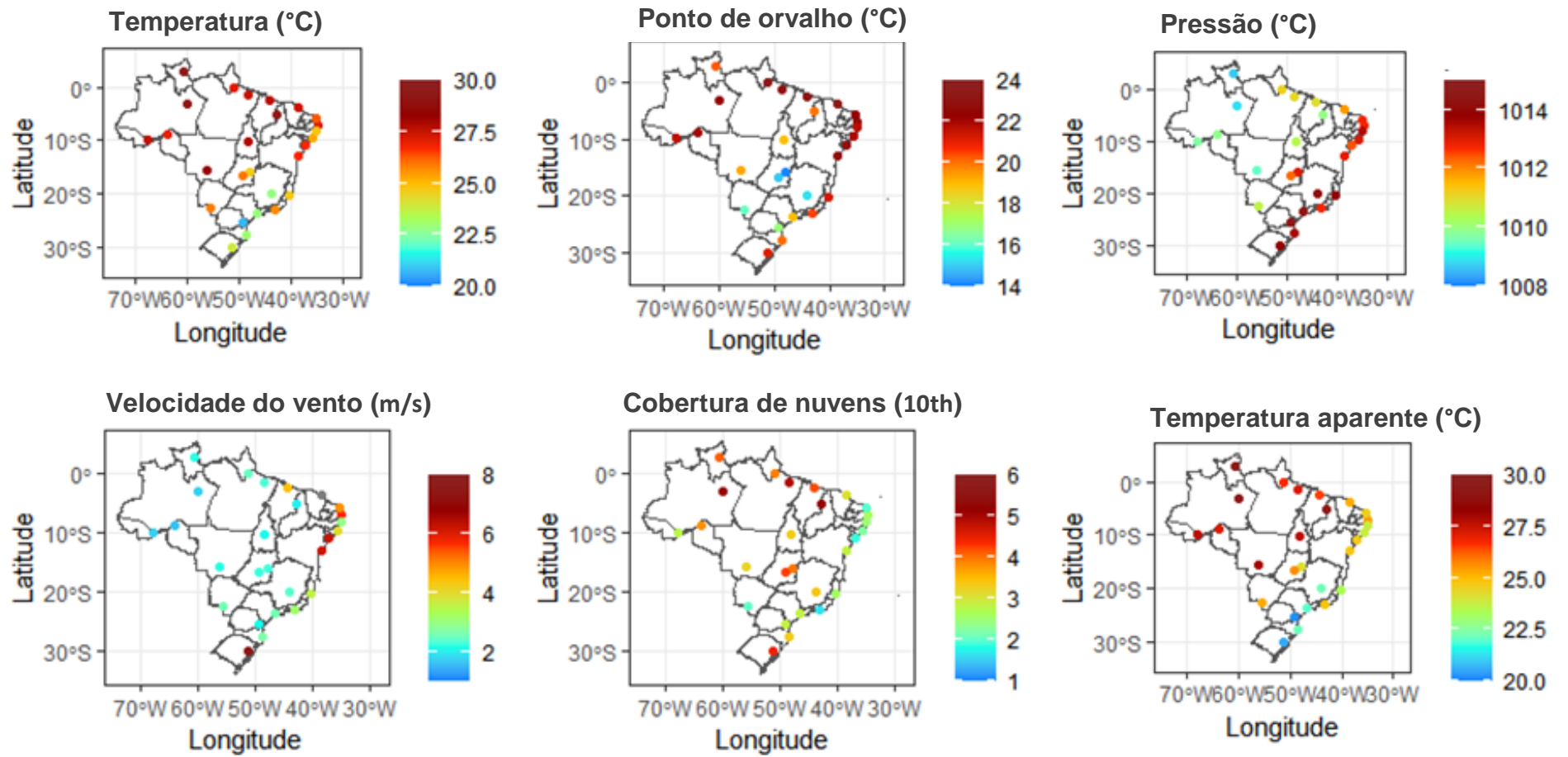


Figura 7.5 – Características climáticas das capitais brasileiras durante as ondas de calor (média de 1996 a 2016). Elaborado pela autora (2022).

A temperatura média do ar é elevada durante as ondas de calor (acima de 26°C), assim como a umidade relativa do ar, pois a temperatura do ponto de orvalho apresenta valores mais próximos da temperatura média do ar nas capitais da região Norte do Brasil, que em relação às demais capitais. Nessas capitais a pressão do ar é baixa (entre 1008 e 1010 hPa) e há alta cobertura de nuvens em dias com ondas de calor. As ondas de calor na região Centro-Oeste do país são mais quentes (acima de 25°C), mais secas (ponto de orvalho mais distante da temperatura média), com baixa velocidade do vento e baixa cobertura de nuvens (Figura 7.5). Na região Nordeste, durante as ondas de calor a temperatura média do ar também é mais elevada (entre 24°C e 26°C), alta umidade do ar, alta pressão atmosférica, alta velocidade do vento e baixa cobertura de nuvens. A temperatura do ar durante as ondas de calor nas capitais das regiões Sudeste e Sul é menor do que nas demais capitais do país (entre 21°C e 24°C), a pressão atmosférica é maior e a cobertura de nuvens é menor, com exceção de Porto Alegre, onde a cobertura de nuvens e a velocidade do vento são maiores do que em outras capitais de ambas as regiões.

7.1.3.2 Frequência dos tipos de tempo do SSC durante dias com e sem ondas de calor

A Figura 7.6 mostra a frequência dos tipos de tempo durante os dias de ondas de calor e dias sem ondas de calor em todas as regiões brasileiras, considerando a definição P90. Nas regiões Norte, Centro-Oeste e Sudeste do Brasil o tipo de tempo mais frequente durante os dias de ondas de calor é o DT, incluindo sua variação positiva (DT+). Nestas regiões o tipo de clima DT representa respectivamente 28,7%, 32,8% e 24,2% dos dias durante as ondas de calor. Por outro lado, o tipo de tempo mais frequente nos dias sem ondas de calor nessas mesmas regiões é o MT, representando 48,9%, 35,9% e 33,6% dos dias sem ondas de calor nas regiões Norte, Centro-Oeste e Sudeste, respectivamente. Esses resultados mostram que os tipos de tempo diferem claramente entre dias de ondas de calor e dias sem ondas de calor nessas regiões, uma vez que os dias de ondas de calor são caracterizados como um tipo de tempo mais quente e seco, enquanto os dias sem ondas de calor são na maioria dos dias quentes e úmidos.

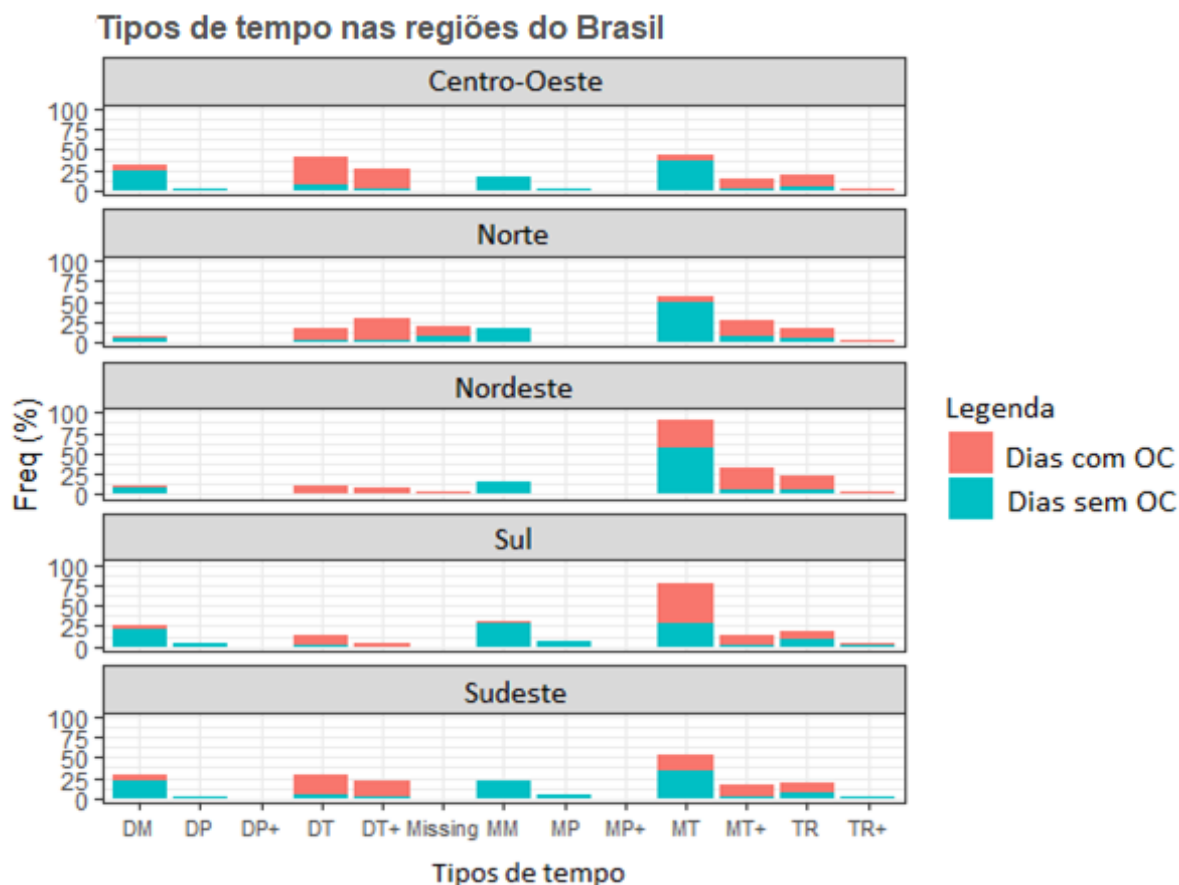


Figura 7.6 - Frequência dos tipos de tempo durante os dias de ondas de calor e dias sem ondas de calor nas cinco regiões do Brasil. Elaborado pela autora (2022).

Diferentemente do observado em outras regiões do país, o tipo de tempo mais frequente nas regiões Nordeste e Sul durante as ondas de calor é o MT, com respectivamente 49,6% e 35,9% dos dias de ondas de calor (Figura 7.6). Isso significa que as condições tempo durante as ondas de calor nestas regiões apresentam maior umidade relativa do que outras regiões do país e, portanto, as ondas de calor que ocorrem nessas regiões são em sua maioria quentes e úmidas.

A Figura 7.7 mostra a frequência dos tipos de tempo durante os dias de ondas de calor e dias sem ondas de calor nas regiões brasileiras em cada estação do ano.

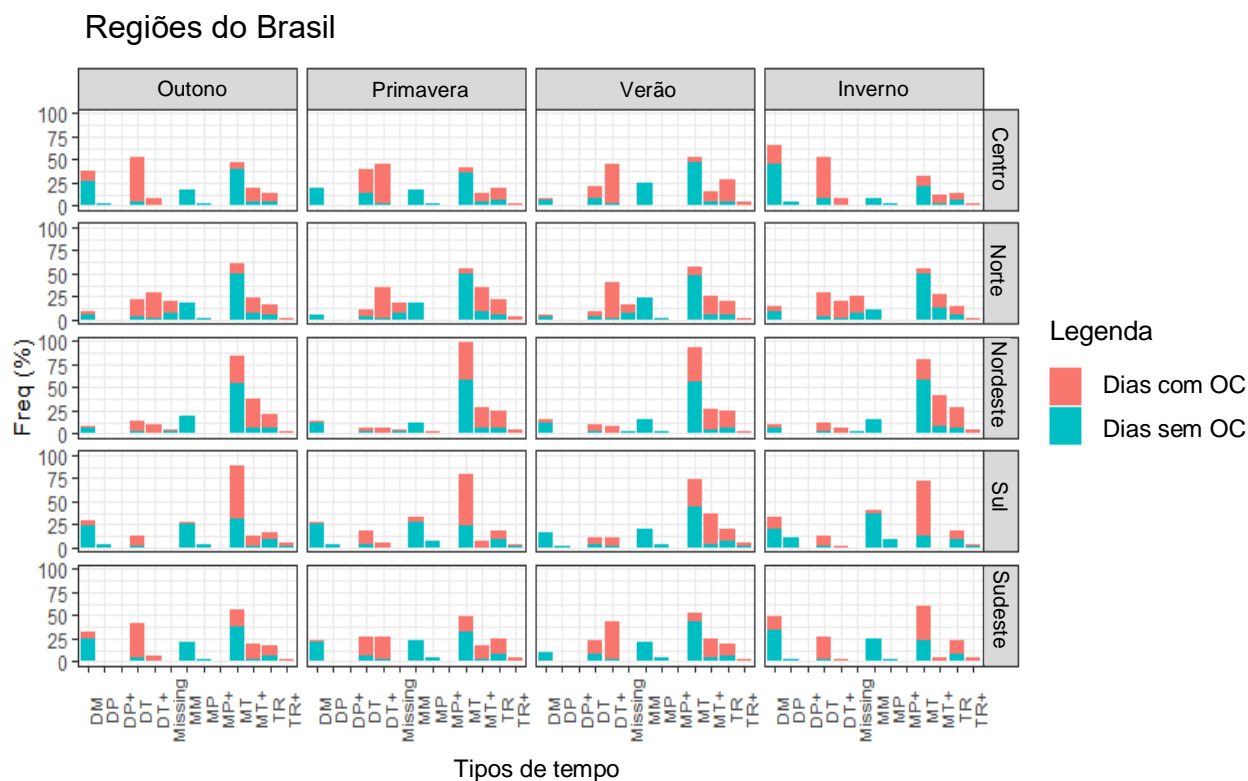


Figura 7.7- Tipos de tempo nas regiões brasileiras por estação durante os dias de ondas de calor e dias sem ondas de calor. “Missing” é o tipo de tempo faltante (não identificado). Elaborado pela autora (2022).

Na região Centro-Oeste do país, as ocorrências de ondas de calor durante o tipo DT são mais comuns no outono e inverno, enquanto as ondas de calor durante o tipo DT+ são mais comuns na primavera e no verão (Figura 7.7). Na região Norte do país, as ondas de calor durante o tipo de tempo DT+ (que é o mais comum) ocorrem em praticamente todas as estações do ano. Na região Nordeste, as ondas de calor durante o tipo de tempo MT+ são mais comuns no outono e inverno, enquanto o tipo de tempo MT é mais frequente na primavera e no verão (Figura 7.7). O tipo de tempo TR também ocorre com grande frequência em todas as estações durante as ondas de calor, porém sua frequência é um pouco menor que MT e MT+ (Figura 7.7). Assim como na região Nordeste, na região Sul do país o tipo de tempo MT é comum durante as ondas de calor em todas as estações do ano, sendo mais frequente no inverno e na primavera. Na região Sudeste do país, os tipos de tempo durante as ondas de calor variam muito entre as estações. No outono, durante as ondas de calor, o tipo de tempo mais frequente é o DT, na primavera e no verão o DT+ torna-se mais frequente (20% e 35%, respectivamente). As ondas de calor que ocorrem no inverno na região Sudeste do país são predominantemente do tipo MT, ou seja, possui uma condição de tempo quente e úmido. Nos dias sem ondas de calor,

os tipos de tempo mais frequentes em todas as regiões do país são MT e DM, com exceção da região Sul do país, onde durante o inverno o tipo de tempo mais comum é MM.

7.1.3.3 Tendência dos tipos de clima de 1996 a 2016

As Figuras 7.8-7.12 apresentam a série temporal de 1996 a 2016 da frequência de dias de ondas de calor e dias sem ondas de calor em cada tipo de tempo nas regiões Norte, Nordeste, Centro-Oeste, Sudeste e Sul, respectivamente.

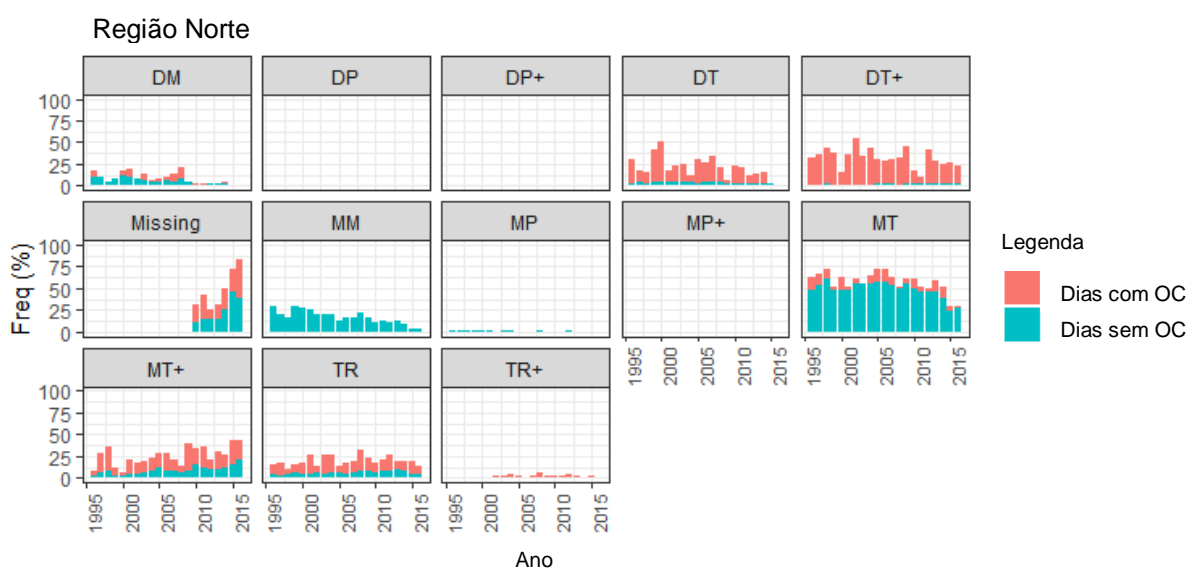


Figura 7.8 – Séries temporais (1996-2016) dos tipos de tempo no Norte do Brasil durante dias de ondas de calor (definição P90) e dias sem ondas de calor. Elaborado pela autora (2022).

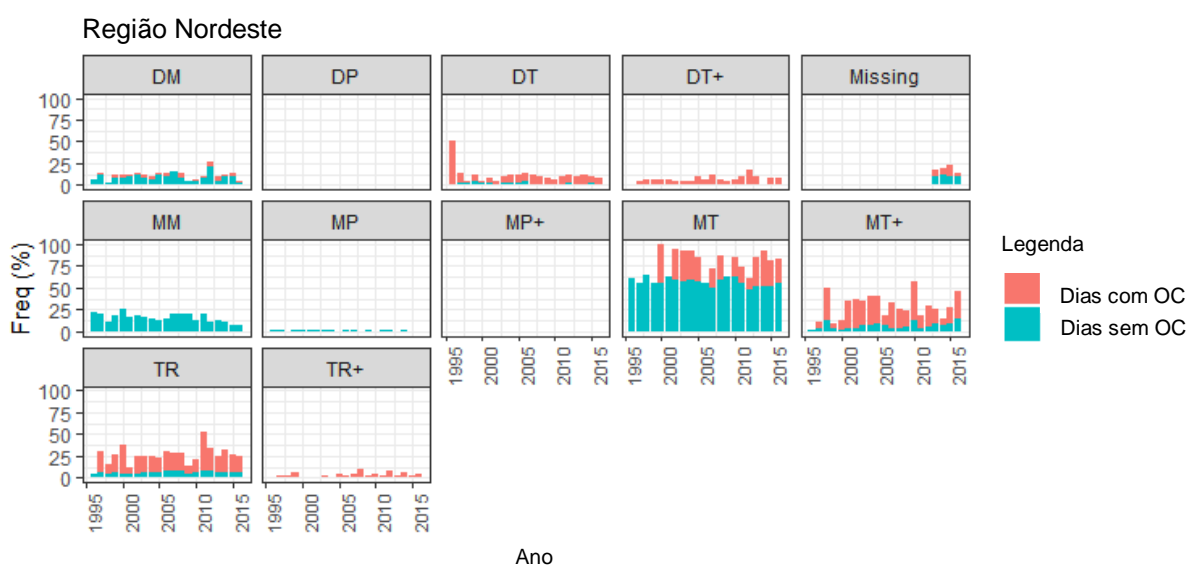


Figura 7.9 – Séries temporais (1996-2016) dos tipos de tempo no Nordeste do Brasil durante dias de ondas de calor (definição P90) e dias sem ondas de calor. Elaborado pela autora (2022).

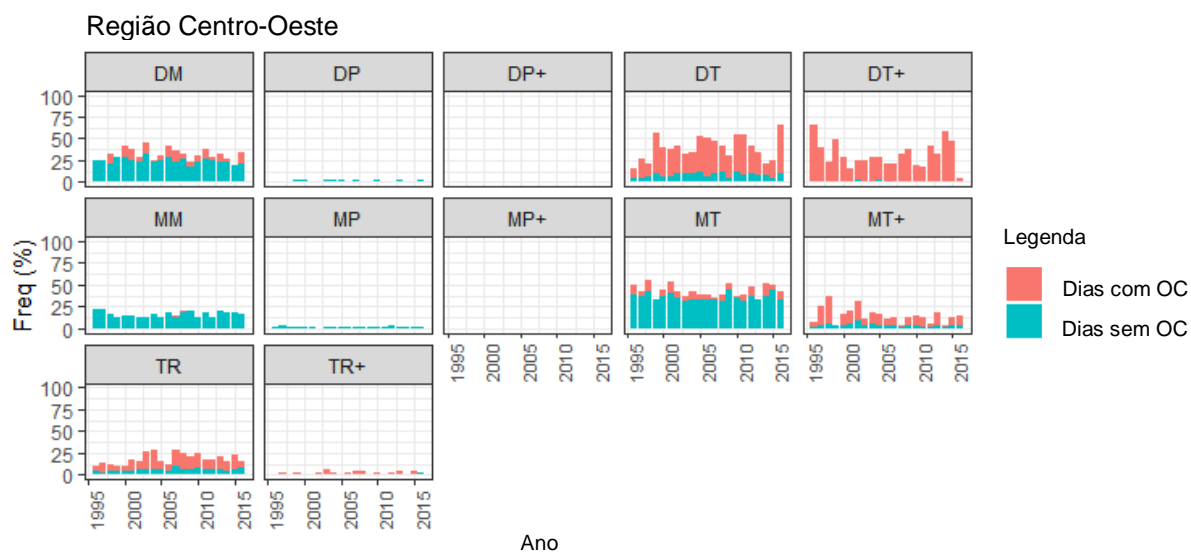


Figura 7.10 – Séries temporais (1996-2016) dos tipos de tempo no Centro-Oeste do Brasil durante dias de ondas de calor (definição P90) e dias sem ondas de calor. Elaborado pela autora (2022).



Figura 7.11 – Séries temporais (1996-2016) dos tipos de tempo no Sudeste do Brasil durante dias de ondas de calor (definição P90) e dias sem ondas de calor. Elaborado pela autora (2022).

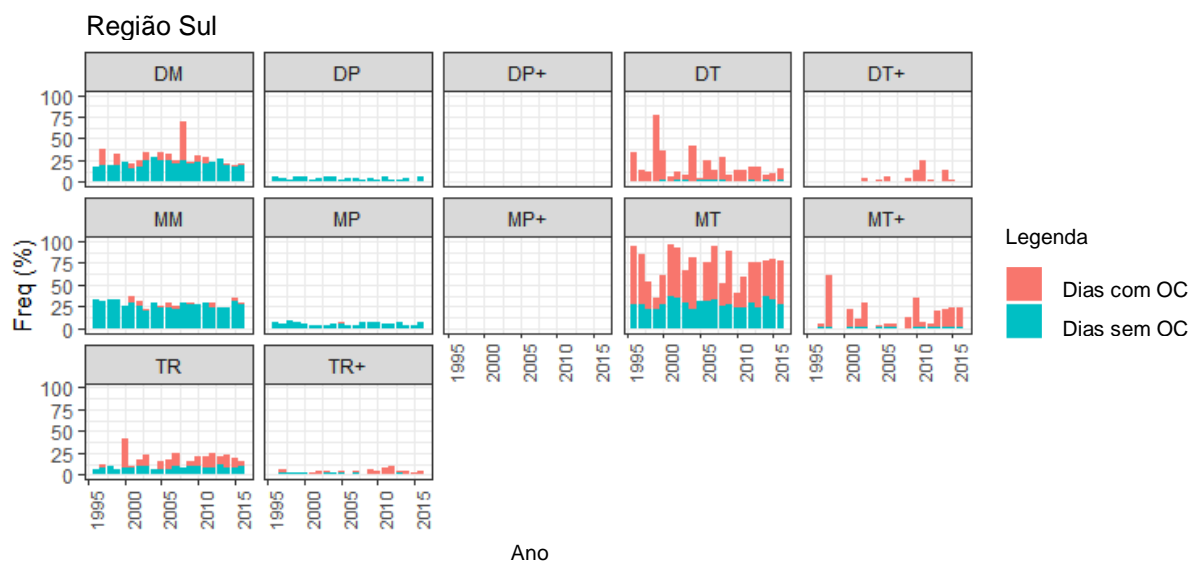


Figura 7.12 – Séries temporais (1996-2016) dos tipos de tempo no Sul do Brasil durante dias de ondas de calor (definição P90) e dias sem ondas de calor. Elaborado pela autora (2022).

Na região Norte do país (Figura 7.8), os tipos de tempo DT, DT+ e MT apresentam uma tendência decrescente ao longo do tempo durante os dias de ondas de calor. Em contraste, a frequência de dias sem ondas de calor durante os tipos de tempo MT+ e TR mostra uma tendência crescente ao longo dos anos. Assim como na região Norte, na região Nordeste (Figura 7.9) os tipos de tempo DT e DT+ em dias de ondas de calor estão diminuindo ao longo dos anos e a frequência de dias de ondas de calor durante o MT, MT+ e TR estão aumentando significativamente.

Nas regiões Centro-Oeste (Figura 7.10) e Sudeste (Figura 7.11) do Brasil, a frequência de dias de ondas de calor durante o tipo de tempo DT aumenta ao longo dos anos, mostrando uma tendência positiva de ondas de calor neste tipo de tempo, ou seja, ondas de calor em períodos quentes e secos tornaram-se mais frequentes ao longo dos anos. Com o aumento da frequência das ondas de calor nos períodos mais secos, as ondas de calor nos períodos mais úmidos vêm apresentando declínio ao longo dos anos nessas regiões, ou seja, as ondas de calor nas condições climáticas MT e MT+ estão apresentando uma tendência negativa. Ondas de calor nos tipos de tempo TR e TR+ tornaram-se mais frequentes em todas as regiões do país, mostrando que de fato há uma transição nos tipos de tempo durante as ondas de calor. Na região Sul do país (Figura 7.12), a frequência de ondas de calor durante o tipo de tempo DT vem diminuindo significativamente ao longo dos anos, enquanto a frequência de ondas de calor vem aumentando para os tipos de tempo MT e MT+

7.1.4 CARACTERIZAÇÃO DAS ONDAS DE CALOR: PRESENTE E FUTURO

7.1.4.1 Média anual de dias com OC

7.1.4.1.1 Análise no presente (1996-2016)

As Figuras 7.13 e 7.14 apresentam a média anual de dias com ondas de calor no observadas e simuladas pelos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 de 1996 a 2016 nos períodos frio e quente, respectivamente, considerando as definições de OC: P90, P95 e P98.

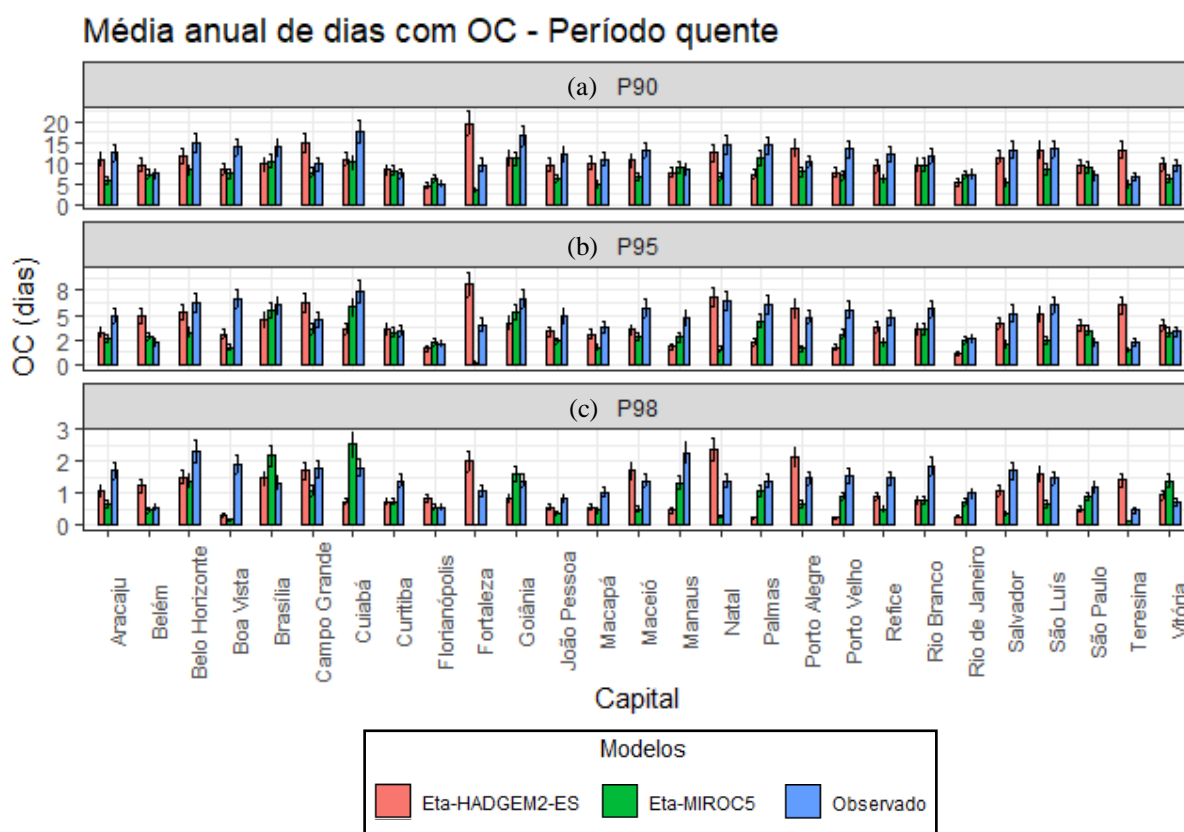


Figura 7.13- Média anual de dias com OC observadas (barras em azul) e simuladas pelos modelos Eta-HADGEM2-ES (barras em vermelho) e Eta-MIROC5 (barras em verde) de 1996 a 2016 no período quente, para as definições de OC: (a) P90, (b) P95 e (c) P98. Fonte: Elaborado pela autora (2022).

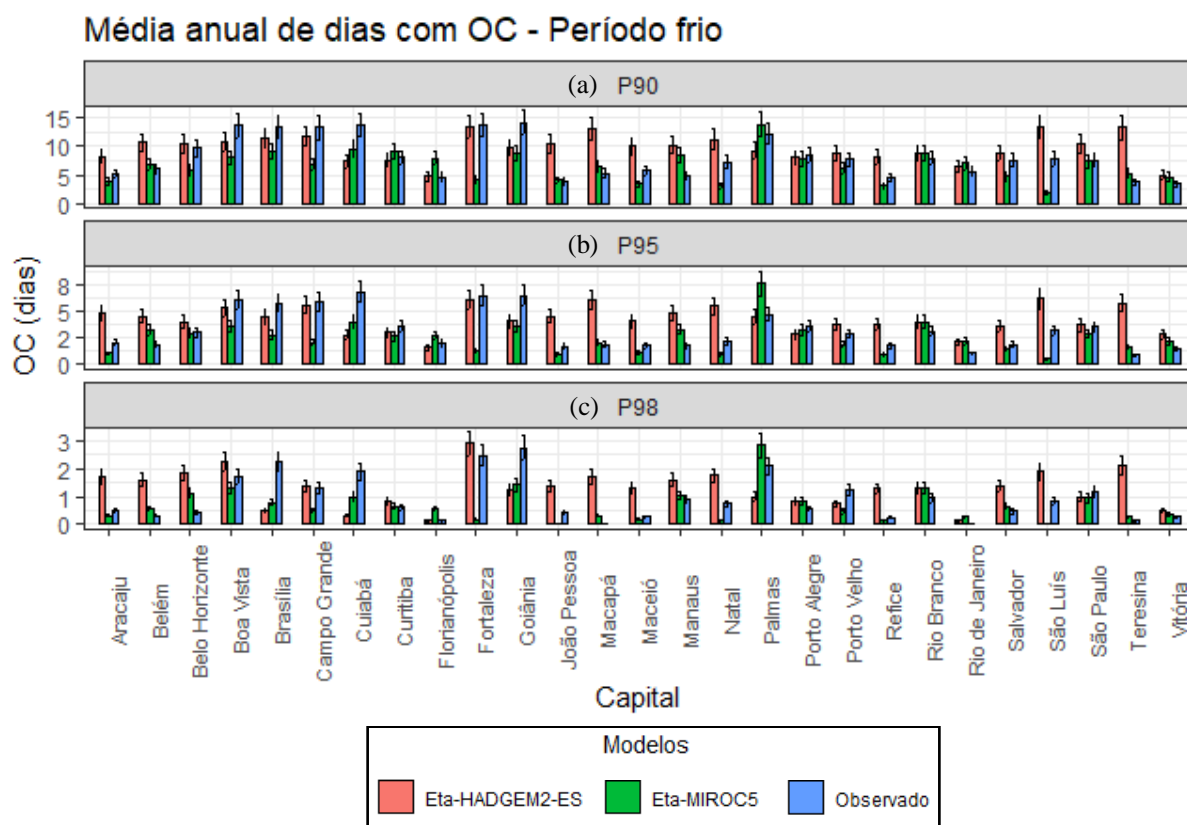


Figura 7.14 – Média anual de dias com OC observadas (barras em azul) e simuladas pelos modelos Eta-HADGEM2-ES (barras em vermelho) e Eta-MIROC5 (barras em verde) de 1996 a 2016 no período frio, para as definições de OC: (a) P90, (b) P95 e (c) P98. Elaborado pela autora (2022).

É possível notar que o número médio de dias com OC por ano varia pouco entre o período quente e período frio (Figuras 7.13 e 7.14), mostrando que extremos quentes também ocorrem durante meses em que se espera temperaturas mais baixas. Analisando os dados observados, observa-se que a média anual de dias com OC é maior durante o período quente em cada capital.

Existem variações entre o que foi observado e as simulações dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5. Isto porque, apesar das variáveis meteorológicas terem tido o viés corrigido, ainda assim os modelos continuaram apresentando erros, porém menores. Esses pequenos erros diários influenciaram na identificação diária das ondas de calor, uma vez que 0,5°C de diferença pode definir um dia de onda de calor ou não. Sendo assim, a Figura 7.14 (período frio) mostra que em grande parte das capitais brasileiras as simulações do Eta-HADGEM2-ES superestimam a média anual de dias com OC observadas no país durante o período frio, com exceção das capitais da região Centro-Oeste, enquanto que as simulações do

Eta-MIROC5 subestimam (Figura 7.14). Já durante o período quente, as simulações de ambos os modelos subestimam a média anual de OC observadas (Figura 7.13).

Nas capitais da região Centro-Oeste, as simulações do Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 subestimam a média anual de OC observada, tanto durante o período frio quanto durante o período quente. Entretanto, no período quente no P98, a simulação do Eta-MIROC5 superestima a média anual de OC observada em menos de 1 dia por ano (Figura 7.13). A média anual de dias com OC nas capitais da região Nordeste apresenta a maior variação entre as simulações e dos dados observados, uma vez que a simulação do Eta-HADGEM2-ES superestima a média anual de dias com OC observada, e a simulação do Eta-MIROC5 subestima (Figura 7.13). Durante o período frio, o modelo Eta-HADGEM2-ES superestima muito a média anual de dias com OC observada e, portanto, neste período do ano o modelo Eta-MIROC5, apesar de subestimar a média anual de dias com OC observada, está mais próxima da realidade (Figura 7.14). Já durante o período quente a simulação do modelo Eta-HADGEM2-ES mostra-se mais próxima do que foi observado.

Nas capitais da região Norte, durante o período frio as simulações de ambos os modelos superestimam a média anual de dias com OC observada, com exceção de Boa Vista (Figura 7.14). Entretanto, durante o período quente, as simulações subestimam o que foi observado. O mesmo ocorre na região Sudeste do país. Durante o período quente na região Sul do país, o modelo Eta-HADGEM2-ES superestima a média anual de OC observada, enquanto o modelo Eta-MIROC5 subestima. Durante o período frio, os vieses na região Sul variam de acordo com a definição de OC (P90, P95 e P98). No P90 a simulação do modelo Eta-MIROC5 superestima a média anual de dias com OC observada, enquanto a simulação do modelo Eta-HADGEM2-ES subestima. Já no P95 ambos os modelos subestimam o que foi observado. E no P98 ambos os modelos superestimam a média anual de dias com OC observada.

Florianópolis é a capital com menos dias com ondas de calor por ano em cada período (entre 5 a 8 dias por ano no P90, entre 2 e 2,5 dias por ano no P95 e entre 0,5 e 1 dia por ano no P98). Rio de Janeiro também é a capital que possui uma das menores médias anuais de dias com ondas de calor em cada período (cerca de 8 dias por ano no P90, 3 dias por ano no P95 e 1 dia por ano no P98).

As capitais pertencentes as regiões Sul e Sudeste do Brasil têm o número anual de dias com ondas de calor variando entre 5 e 10 dias por ano no P90, entre 2 e 4 dias por ano no P95 e 0,5 e 1,5 dias por ano no P98 em cada período do ano, com exceção de Belo Horizonte, que

é a capital do Sudeste que apresenta o maior número de dias com ondas de calor por ano (acima 10 dias por ano no P90, de 5 dias no P95 e 1,5 no P98). O número anual de dias com ondas de calor em Belo Horizonte se compara ao número anual de dias com ondas de calor que ocorrem nas capitais da região Centro-Oeste, em Palmas e Boa Vista, que são os maiores do país. Entre estas capitais, Cuiabá é a cidade que apresenta o maior número anual de dias com ondas de calor do país (acima de 15 dias por ano em cada período no P90). Apesar de serem cidades quentes e apresentarem um aumento no número de ondas de calor ao longo dos anos (Figura 1 do Apêndice B), em Manaus, Belém e Macapá ocorrem em média 12 dias com ondas de calor por ano em cada período (quente e frio) no P90, se igualando as capitais da região Sul e Sudeste (Figuras 7.13 e 7.14). O número anual de dias com ondas de calor varia pouco entre as capitais da região Nordeste (com exceção de Teresina) mantendo-se entre 10 a 15 dias com ondas de calor por ano em cada período no P90, sendo maiores principalmente em Natal, Fortaleza e São Luís.

7.1.4.1.2 Projeções para o futuro próximo (2030-2050) e distante (2079-2099)

A Figura 7.15 apresenta a mudança percentual média no número anual de dias com OC no Brasil e suas regiões administrativas em relação ao presente. A Figura 7.15 é apresentada como forma de resumir as projeções a nível regional e nacional.

Na Figura 7.15, as projeções mostram aumento na média anual de dias com OC no Brasil e nas suas regiões administrativas, tanto no período frio quanto no período quente (Figura 7.15). As projeções mostram um aumento médio no número anual de dias com OC no Brasil que varia entre 400% a 600% no futuro próximo (2030-2050) e entre 500% a 1500% (até **15 vezes** mais dias com ondas de calor) no futuro distante (2079-2099), considerando a definição do P90. Já na definição do P95 os aumentos na média para o Brasil são ainda maiores, variando entre 1000% a 1250% no futuro próximo e entre 1250% a 3500% no futuro distante. As projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 mostram os aumentos elevados na média de dias com OC definidas no P98 em comparação com as demais definições (variando entre 1000% a 2000% no futuro próximo e entre 3000% a 10000% no futuro distante). Isto significa, que no futuro ondas de calor mais intensas serão mais frequentes. Os resultados desta tese corroboram com os resultados apresentados por Fischer *et al.* (2021), que eventos extremos devem ser 7 vezes mais comuns até 2050 e até 21 vezes entre 2051 e 2080.

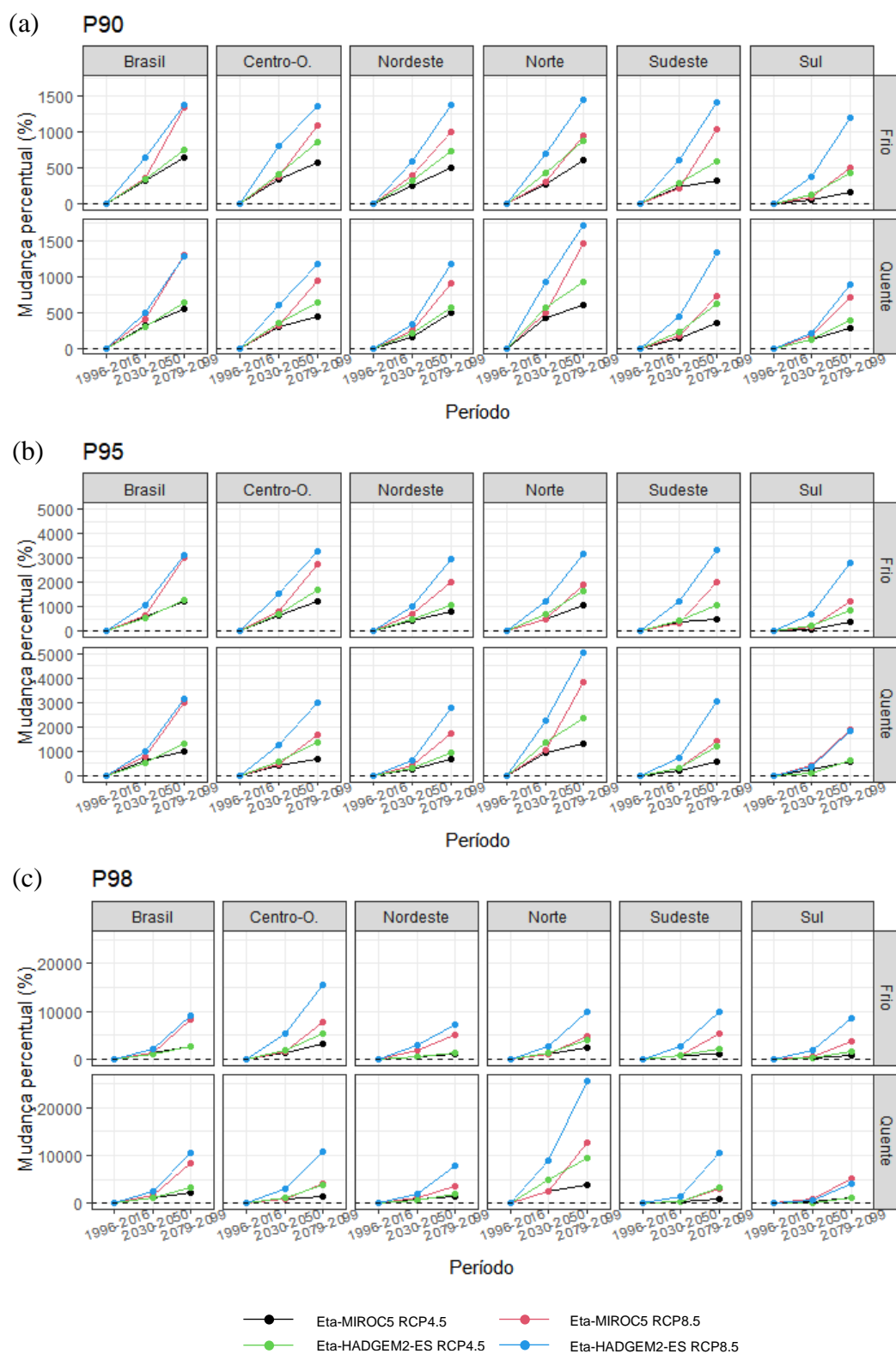


Figura 7.15 – Mudança percentual média do número de dias com OC no futuro próximo (2030-2050) e no futuro distante (2079-2099) em relação ao presente (1996-2016) projetada pelos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 nos cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas para os períodos quente e frio, nas definições de OC: (A) P90; (B) P95 e (C) P98. Os valores representam uma média de todas as capitais brasileiras (nível Brasil) e uma média das capitais separadas por região (Norte, Nordeste, Centro-Oeste, Sudeste e Sul). Fonte: Elaborado pela autora (2022).

As Figuras 7.16-7.18 apresentam a projeção média entre os modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 da média anual de dias com OC nas capitais brasileiras nos períodos de 2030 a 2050 e 2079 a 2099, considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas, durante o ano todo nas definições P90, P95 e P98, respectivamente. As projeções para cada modelo separadamente e para cada período do ano estão apresentadas no Apêndice B.

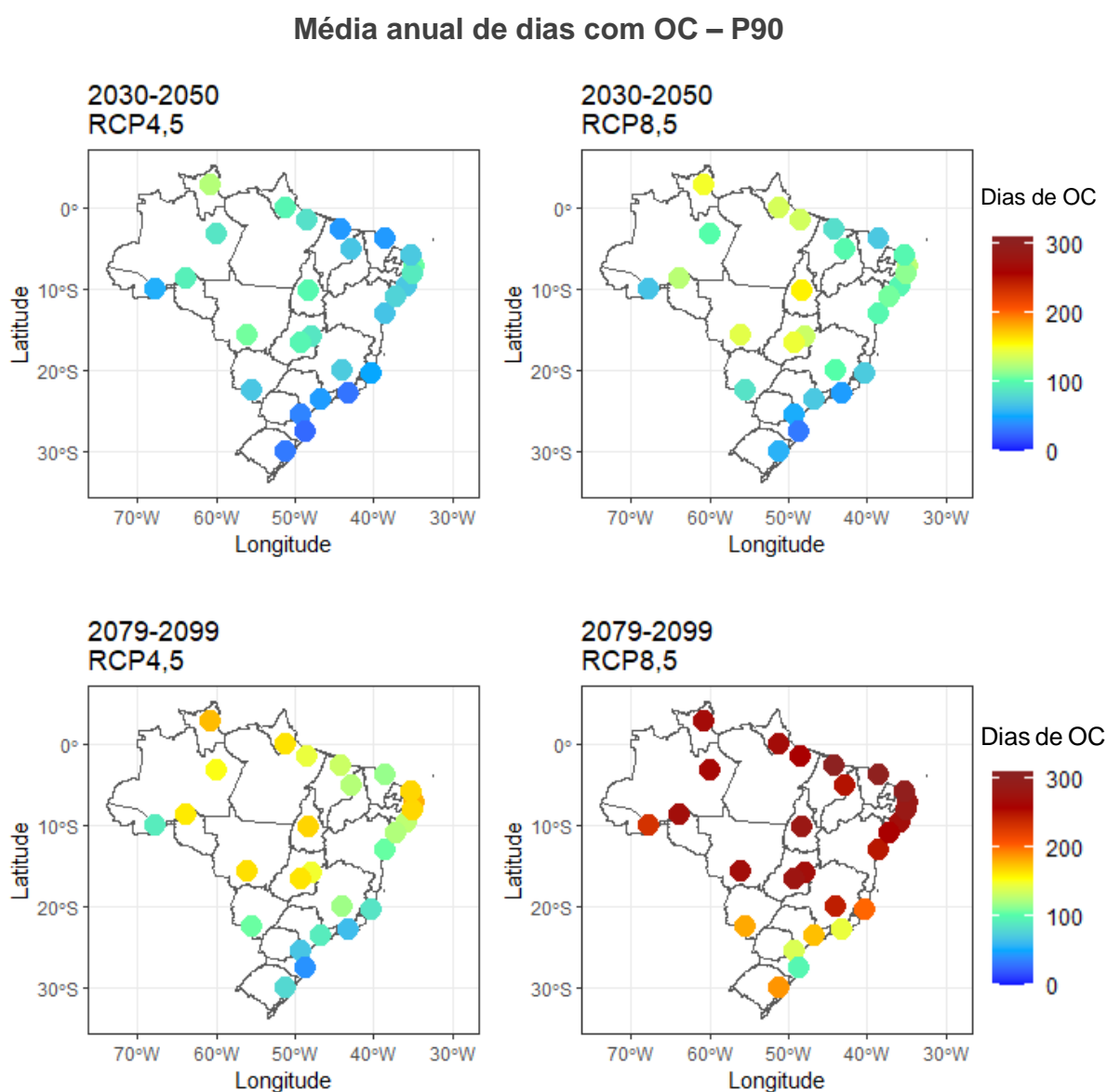


Figura 7.16 – Média das projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para a média anual de dias com OC em 2030-2050 e 2079-2099, considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 durante o ano todo (período quente + período frio) para a definição P90. Elaborado pela autora (2022).

Média anual de dias com OC – P95

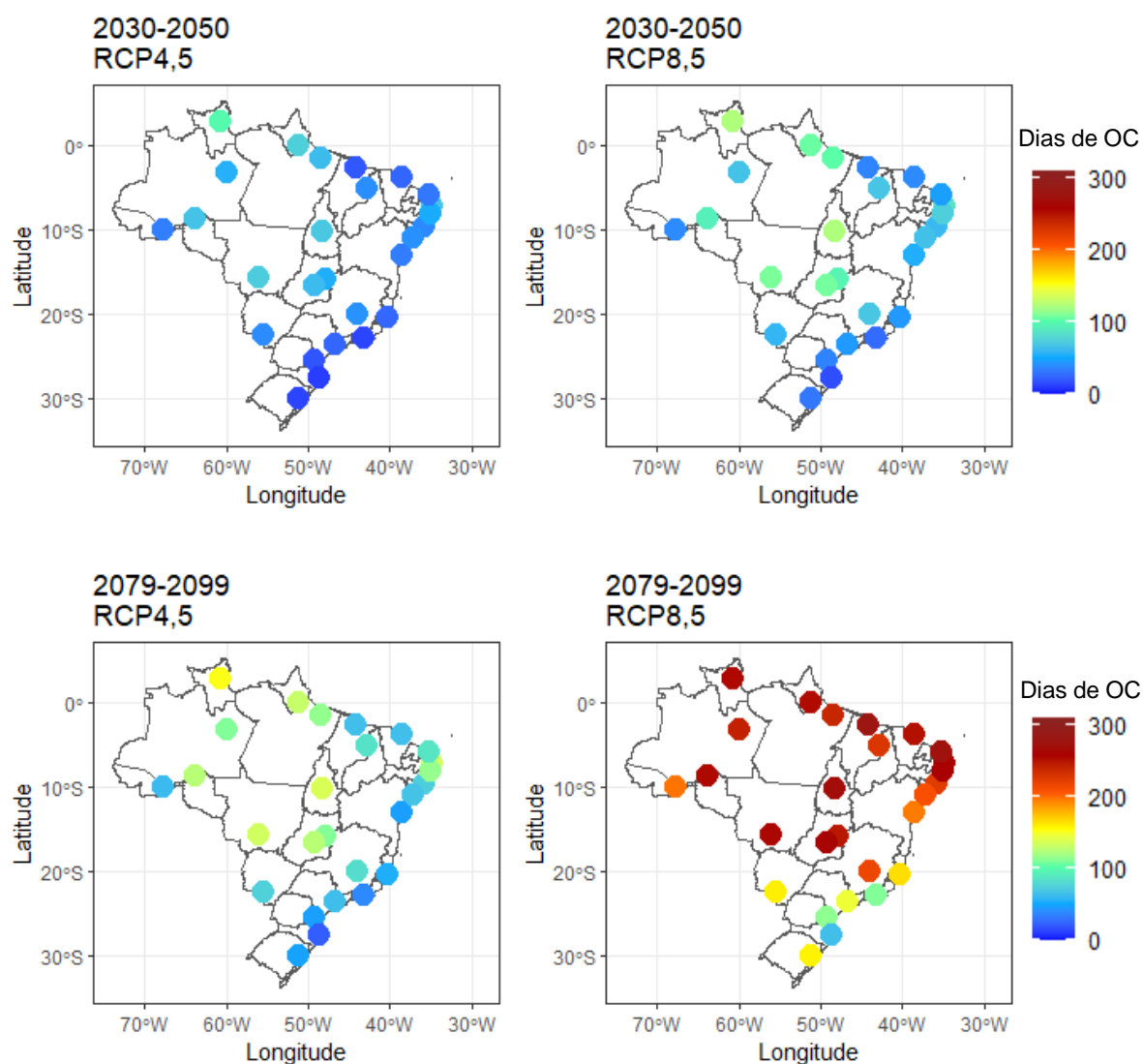


Figura 7.17– Média das projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para a média anual de dias com OC em 2030-2050 e 2079-2099, considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 durante o ano todo (período quente + período frio) para a definição P95. Elaborado pela autora (2022).

Média anual de dias com OC – P98

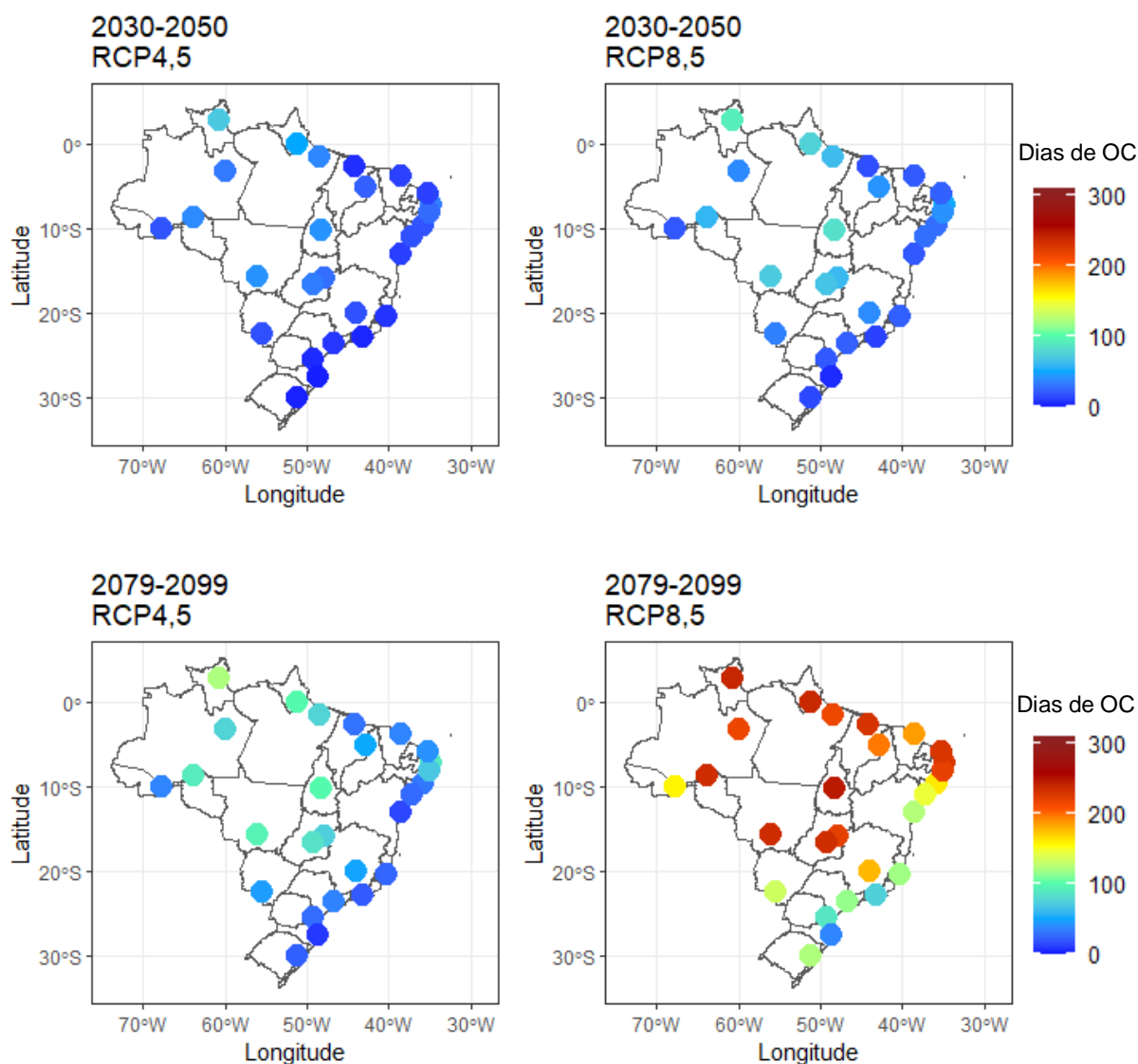


Figura 7.18 – Média das projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para a média anual de dias com OC em 2030-2050 e 2079-2099, considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 durante o ano todo (período quente + período frio) para a definição P98. Elaborado pela autora (2022).

Todas as capitais brasileiras apresentaram aumento na média anual de dias com OC tanto no futuro próximo (2030-2050) quanto no futuro distante (2079-2099) (Figuras 7.16-7.18). Como era esperado, as projeções indicam aumentos mais altos na média anual de dias com OC no pior cenário das mudanças climáticas (RCP8.5), principalmente no futuro distante. Em 2079-2099 no cenário RCP8.5 é esperado que as capitais brasileiras das regiões Norte e

Centro-Oeste do país experimentem mais de 250 dias com OC por ano, isto é, quase todos os dias do ano com OC.

Os resultados mostram que as OC no Brasil serão mais frequentes no futuro, principalmente considerando o pior cenário das mudanças climáticas (RCP8.5). O estudo de Marengo (2014) também mostrou que a temperatura e as ondas de calor devem aumentar no futuro devido as mudanças climáticas, principalmente no interior do país (Centro-Oeste e Norte). Feron *et al.* (2019) mostraram que as ondas de calor devem aumentar de 5 a 10 vezes no cenário RCP4.5 em locais próximo do Equador e que os aumentos devem ser menores no Sul da América do Sul, já nos cenários RCP8.5 os aumentos devem ser ainda mais impressionantes. Os resultados encontrados por Feron *et al.* (2019) corroboram com os resultados apresentados nesta tese.

7.1.4.1.3 Projeção das OC para hipótese de adaptação

Como mencionado no capítulo 4, para quantificação das mortes de idosos atribuíveis às OC em uma hipótese de adaptação completa ao clima, as OC tiveram que ser identificadas utilizando como período de referência o futuro próximo e o futuro distante. Nesta condição, considera-se duas novas normais climatológicas, uma para o futuro próximo e outra para o futuro distante e, portanto, há mudança no limiar para identificação das OC e conseqüentemente a média anual de dias com OC muda em relação à hipótese de não adaptação (GUO *et al.*, 2018; DINIZ *et al.*, 2020). Desta forma, as Figuras 7.19-7.21 apresentam uma média das projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 da média anual de dias com OC nas capitais brasileiras para a hipótese de adaptação completa, considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 no futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099). A média anual de dias com OC apresentada refere-se ao ano todo (soma dos período quente e frio). As projeções da média anual de dias com OC de cada modelo climático e de cada período do ano estão apresentadas no Apêndice B. Esses dados foram utilizados na equação 4.25 para a hipótese de adaptação ao clima.

Média anual de dias com OC – P90

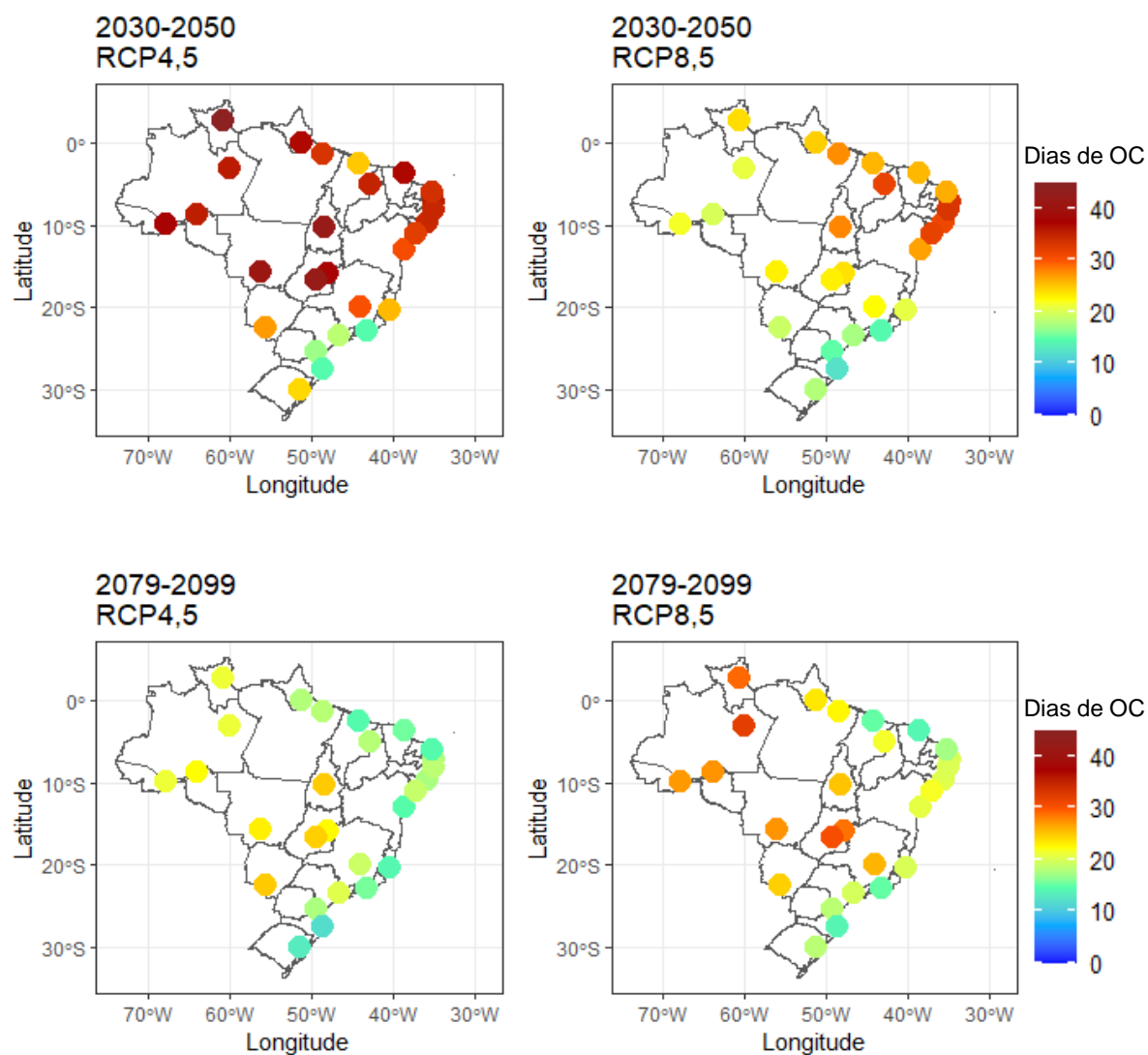


Figura 7.19 – Média das projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para a média anual de dias com OC em 2030-2050 e 2079-2099, considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 durante o ano todo (período quente + período frio) para a definição P90 na hipótese de adaptação completa. Elaborado pela autora (2022).

Média anual de dias com OC – P95

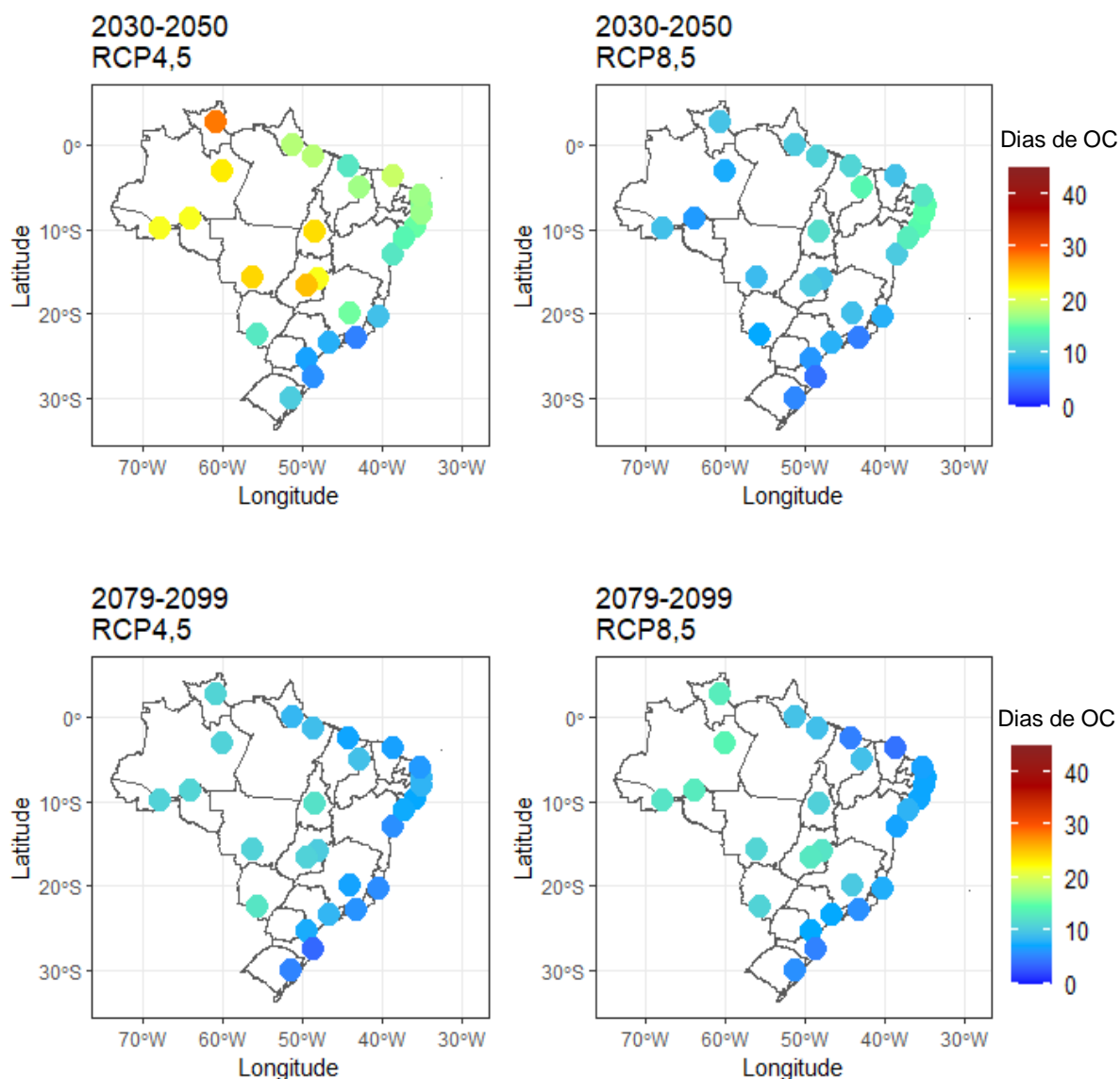


Figura 7.20 – Média das projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para a média anual de dias com OC em 2030-2050 e 2079-2099, considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 durante o ano todo (período quente + período frio) para a definição P95 na hipótese de adaptação completa. Elaborado pela autora (2022).

Média anual de dias com OC – P98

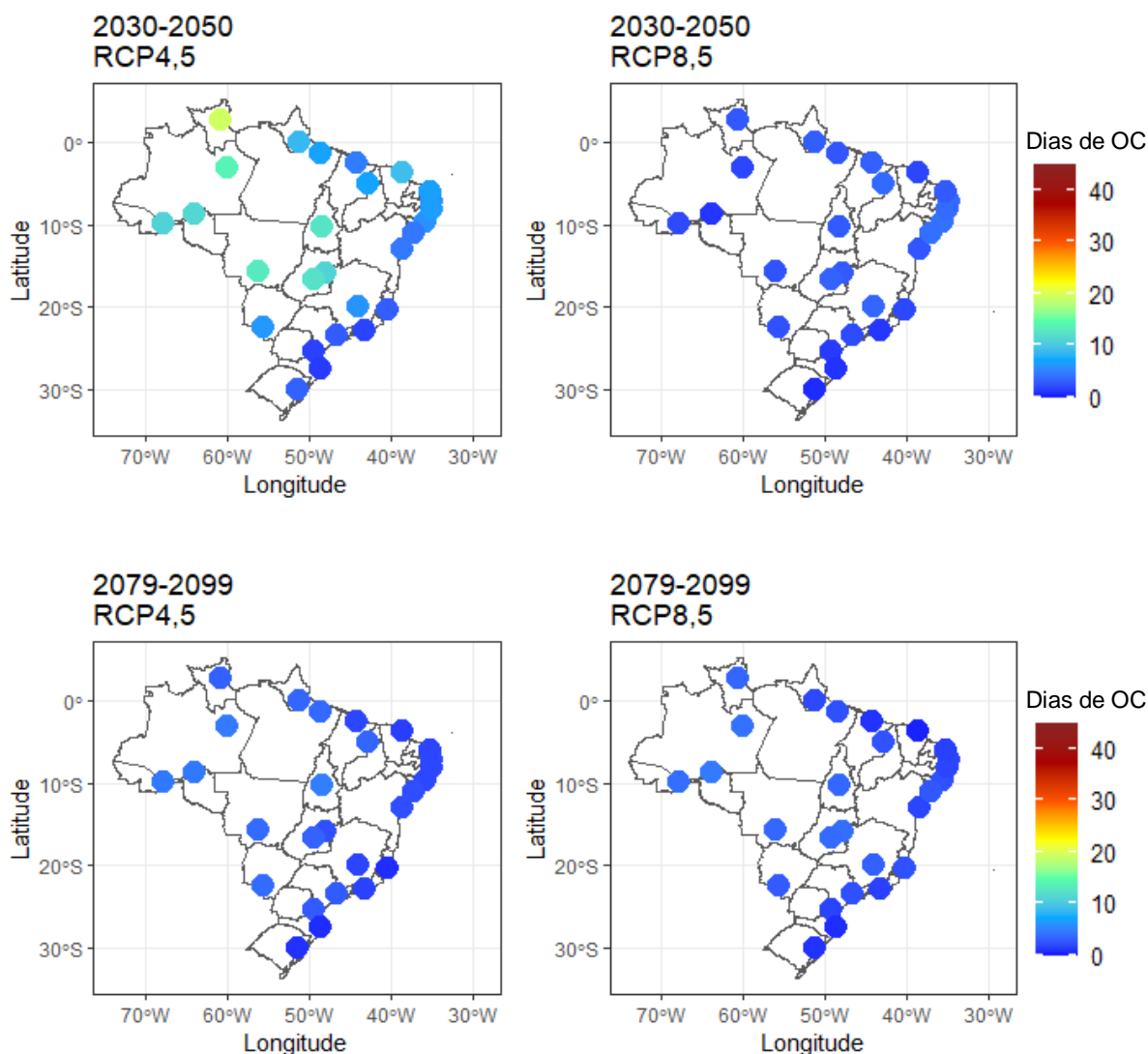


Figura 7.21 – Média das projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para a média anual de dias com OC em 2030-2050 e 2079-2099, considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 durante o ano todo (período quente + período frio) para a definição P98 na hipótese de adaptação completa. Elaborado pela autora (2022).

Na hipótese de adaptação completa, as projeções mostram que a média anual de dias com OC no país é muito próxima dos valores atuais, com aumentos de 10 a 100% nas capitais brasileiras. Nesta hipótese, as projeções no cenário RCP4.5 mostram no futuro próximo uma média anual de dias com OC maior do que nos demais períodos e cenários. Os estudos de Gou *et al.* (2018) e Diniz *et al.* (2020) mostraram resultados semelhantes, e mencionaram que nesta hipótese no futuro próximo e cenário mais brando, os limiares são ainda mais baixos, porém a

temperatura máxima diária no final do período já é mais elevada, e, portanto, mais OC são identificadas.

7.1.4.2 Duração média das ondas de calor

7.1.4.2.1 Análise no presente (1996-2016)

As Figuras 7.22 e 7.23 apresentam a duração média das OC entre 1996 a 2016 nos períodos frio e quente, respectivamente, considerando as definições de OC: P90, P95 e P98.

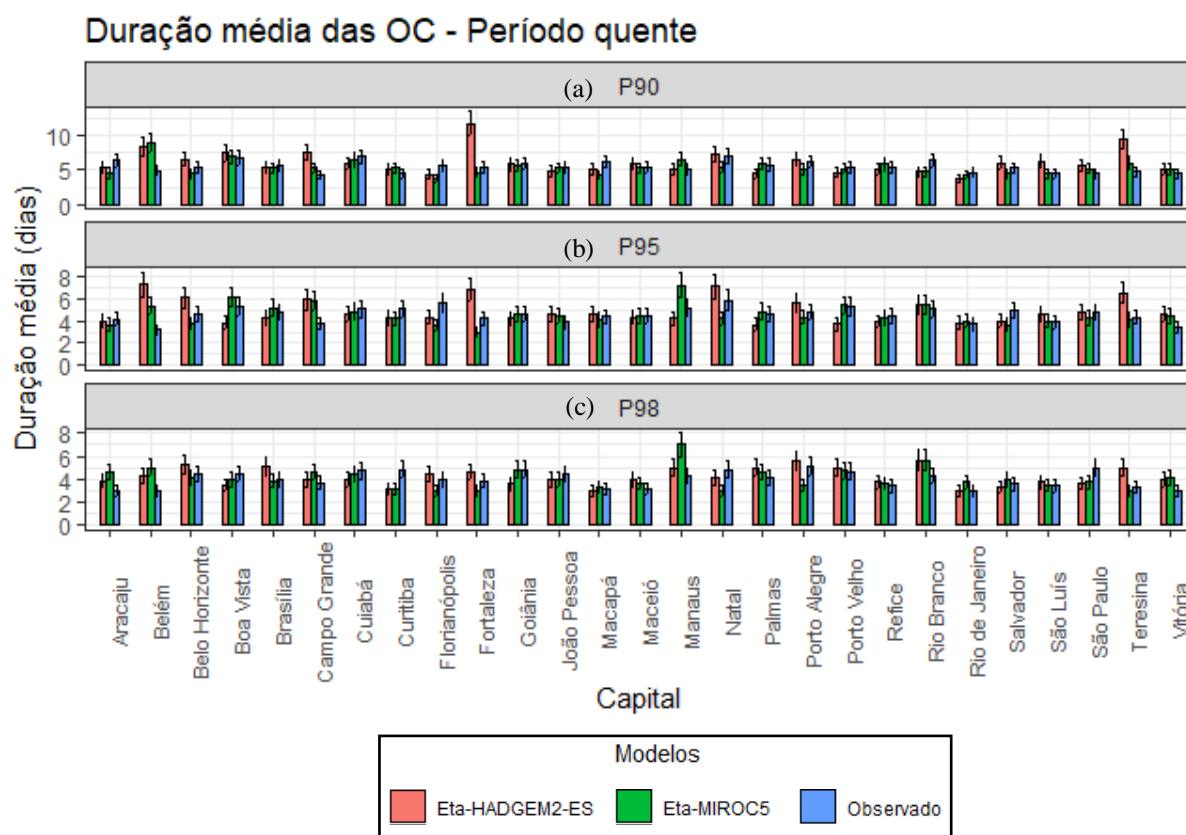


Figura 7.22- Duração média das OC observadas (barras em azul) e simuladas pelos modelos Eta-HADGEM2-ES (barras em vermelho) e Eta-MIROC5 (barras em verde) de 1996 a 2016 no período quente, para as definições de OC: (a) P90, (b) P95 e (c) P98. Elaborado pela autora (2022).

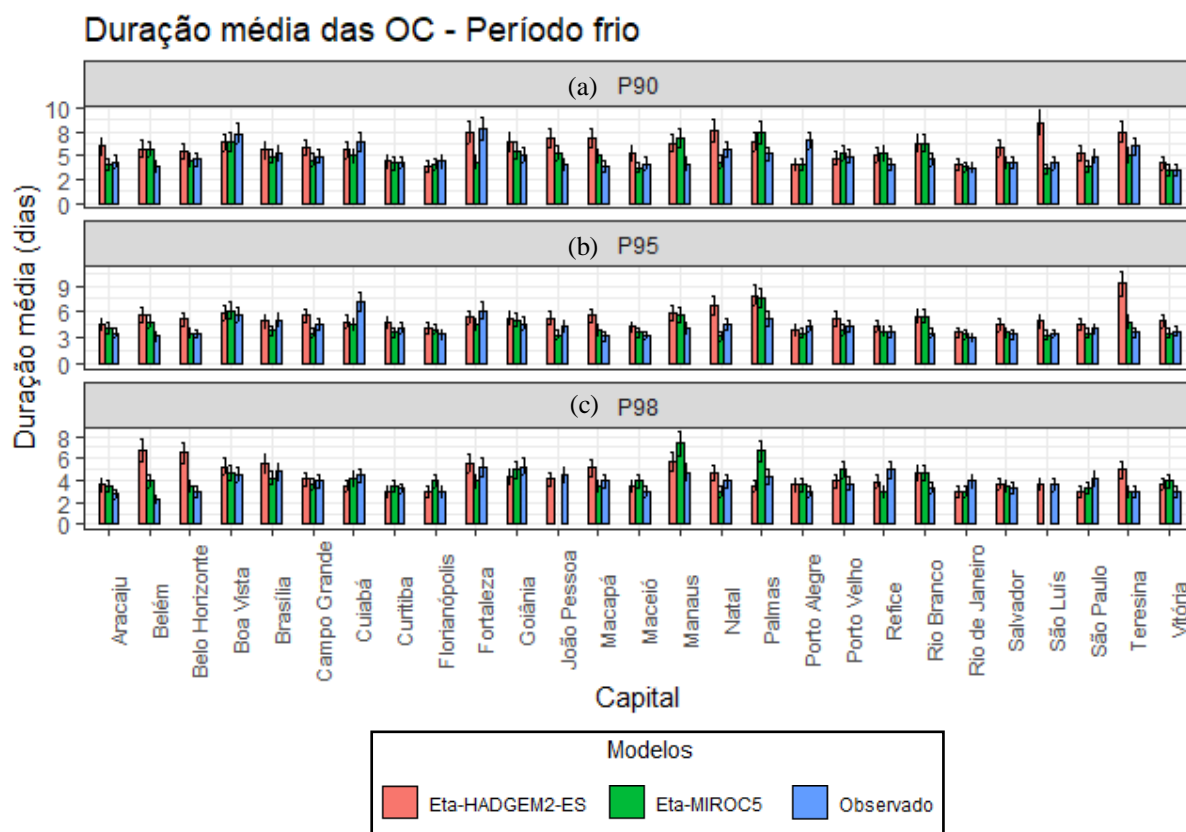


Figura 7.23- Duração média das OC observadas (barras em azul) e simuladas pelos modelos Eta-HADGEM2-ES (barras em vermelho) e Eta-MIROC5 (barras em verde) de 1996 a 2016 no período frio, para as definições de OC: (a) P90, (b) P95 e (c) P98. Elaborado pela autora (2022).

A duração média das ondas de calor no Brasil varia pouco entre os períodos (quente e frio) e percentis (P90, P95 e P98). Em média a duração das ondas de calor no Brasil varia de 4 a 5 dias. Analisando os dados observados, as capitais da região Centro-Oeste têm a duração média de OC mais alta do país (acima de 5 dias consecutivos) tanto no P90, quanto no P95. Em relação ao P98, a região Sul possui a maior duração média. Apesar das diferenças entre os períodos do ano serem pequenas, a duração das ondas de calor no país é cerca de 1 dia mais persistente no período quente do que no período frio, com exceção das capitais da região Centro-Oeste, que apresentam persistência 1 dia mais elevada no período frio. As maiores persistências ocorrem em Porto Alegre, Natal, Fortaleza, Cuiabá, Boa Vista e Palmas que atingem duração média acima de 7 dias. De acordo com Bitencourt *et al.* (2016) e Geirinhas *et*

al. (2017) a duração das ondas de calor nas cidades brasileiras variam bastante entre as cidades, entretanto 70% das ocorrências de OC possuem duração de três a quatro dias consecutivos.

Assim como a média anual de dias com OC, a duração média de OC varia entre os dados observados e as simulações dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5. Em média no Brasil, as simulações de ambos os modelos superestimam a duração média observada em menos de um dia, com exceção de Fortaleza e Teresina, onde o modelo Eta-HADGEM2-ES superestima a duração média observada entre 3 a 4 dias.

7.1.4.2.2 Projeção para o futuro próximo (2030-2050) e distante (2079-2099)

A Figura 7.24 apresenta a mudança percentual média na duração média das OC no futuro próximo (2030-2050) e no futuro distante (2079-2099) em relação ao presente (1996-2016), considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas e as projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para o Brasil e suas regiões administrativas. A mudanças percentuais em cada capital brasileira é apresentada nas Tabelas 7.4-7.6.

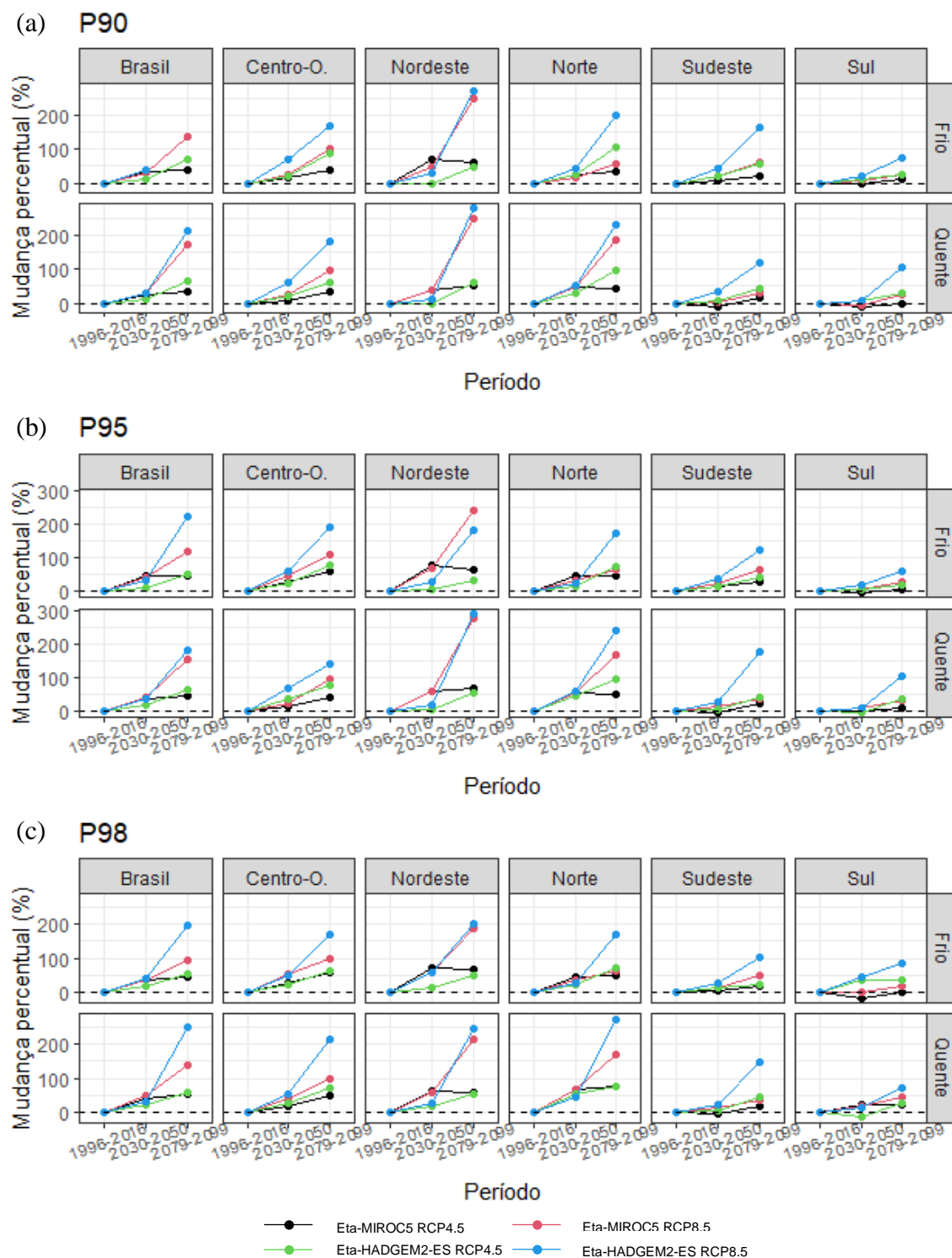


Figura 7.24 – Mudança percentual média da duração média das OC no futuro próximo (2030-2050) e no futuro distante (2079-2099) em relação ao presente (1996-2016) projetada pelos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 nos cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas para os períodos quente e frio, nas definições de OC: (A) P90; (B) P95 e (C) P98. Os valores representam uma média de todas as capitais brasileiras (nível Brasil) e uma média das capitais separadas por região (Norte, Nordeste, Centro-Oeste, Sudeste e Sul). Fonte: Elaborado pela autora (2022).

Na Figura 7.24, as projeções mostram aumento na duração média das OC no Brasil e nas suas regiões administrativas, tanto no período frio quanto no período quente (Figura 7.24). Assim como para a média anual de dias com OC, o modelo Eta-HADGEM2-ES, considerando o cenário RCP8.5 indica os maiores aumentos na duração média das OC no futuro. Como já mencionado, o modelo Eta-HADGEM2-ES é considerado mais sensível as emissões dos GEE e, portanto, as projeções deste modelo são mais extremas (CHOU *et al.*, 2014).

As projeções de ambos os modelos e cenários climáticos mostram um aumento médio na duração das OC no Brasil que varia entre 20% a 50% no futuro próximo (2030-2050) e entre 50% a 210% no futuro distante (2079-2099), considerando a definição do P90 (Figura 7.24a). Já nas definições do P95 e P98 (Figura 7.24b e 7.24c) os aumentos na duração média são ainda maiores, assim como a média anual de dias com OC no país, variando entre 10% a 60% no futuro próximo e entre 55% a 230% no futuro distante. Apesar das projeções indicarem aumento na duração das OC em ambos os períodos do ano, os aumentos apresentados foram um pouco maiores durante o período quente. O cenário mais pessimista (RCP8.5) indica que as OC devem ser muito mais persistentes na região Nordeste do país em comparação com atualidade (entre 180% e 300% mais persistentes), isto é, OC que hoje apresentam duração média de 5 dias consecutivos, no futuro é esperado persistir até 12 dias consecutivos em média na região.

As Figuras 7.25-7.27 apresentam a projeção média entre os modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 da duração média das OC nas capitais brasileiras nos períodos de 2030 a 2050 e 2079 a 2099, considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas, durante o ano todo nas definições P90, P95 e P98, respectivamente. As projeções para cada modelo separadamente e para cada período do ano estão apresentadas no Apêndice B.

As projeções mostram que a duração média das OC devem aumentar em todas as capitais do país (Figuras 7.25-7.27). No futuro próximo (2030-2050) é esperado que a duração média das OC seja entre 5 a 8 dias em grande parte do país, sendo maiores nas regiões Centro-Oeste, Nordeste e extremo norte do país (duração média entre 9 e 12 dias consecutivos). No futuro distante (2079-2099) é esperado que a duração média das OC nas capitais brasileiras seja ainda maior. As projeções no cenário RC4,5 mostram duração média entre 10 a 15 dias consecutivos nas regiões Norte e Centro-Oeste do país. No cenário RCP8.5 as projeções mostram OC muito mais persistentes, sendo acima de 20 dias consecutivos nas capitais das regiões Centro-Oeste, Nordeste e Norte. Boa Vista e Palmas são as capitais que apresentam as

durações de OC projetadas, e isto é observado em todos os períodos e cenários climáticos. Em 2079-2099 no pior cenário, é esperado que as OC em Boa Vista e Palmas persistam em média 40 dias consecutivos.

Duração média das OC – P90

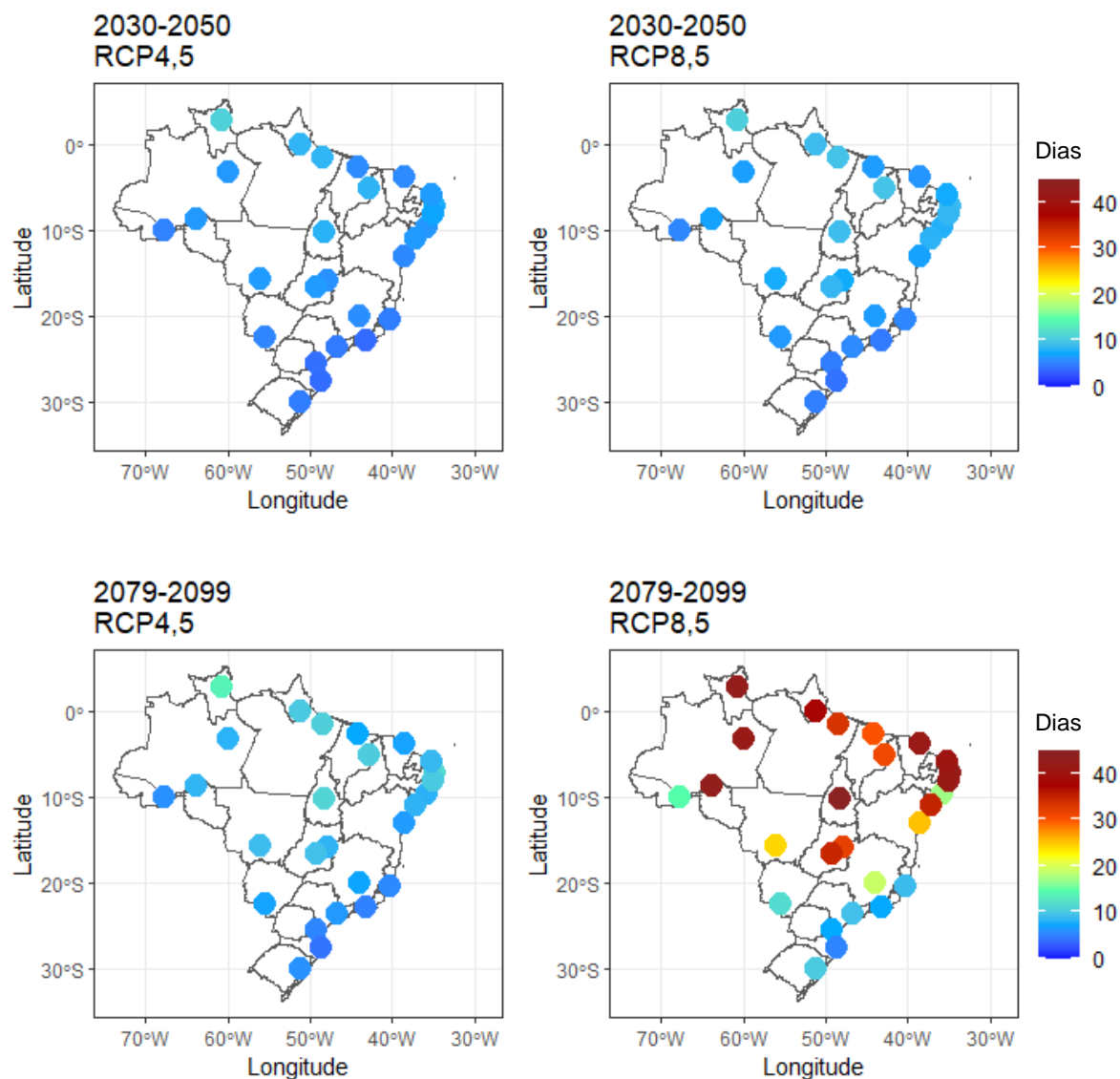


Figura 7.25 – Média das projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para a duração média das OC em 2030-2050 e 2079-2099, considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 durante o ano todo (período quente + período frio) para a definição P90. Elaborado pela autora (2022).

Duração média das OC – P95

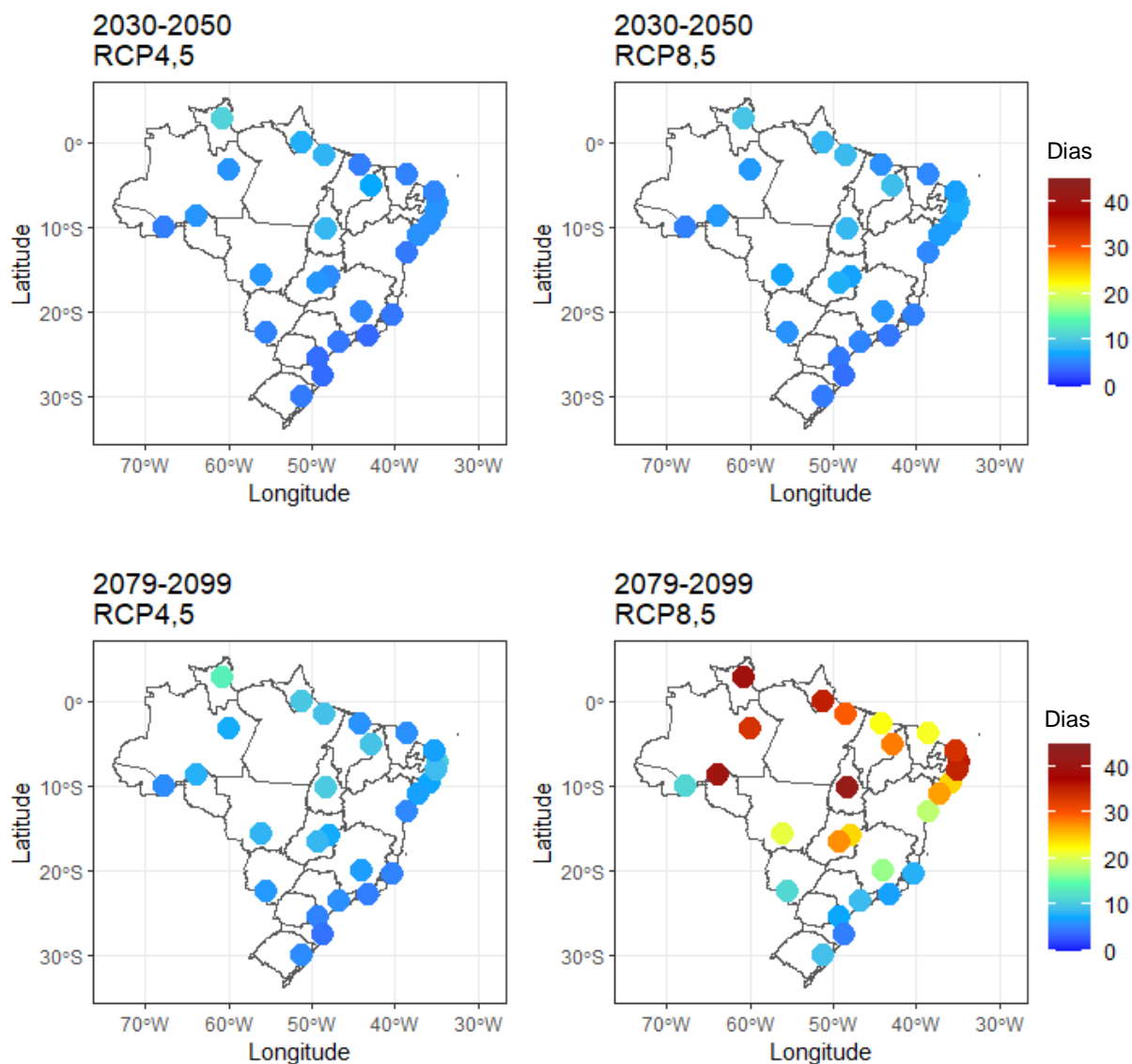


Figura 7.26 – Média das projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para a duração média das OC em 2030-2050 e 2079-2099, considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 durante o ano todo (período quente + período frio) para a definição P95. Elaborado pela autora (2021).

Duração média das OC – P98

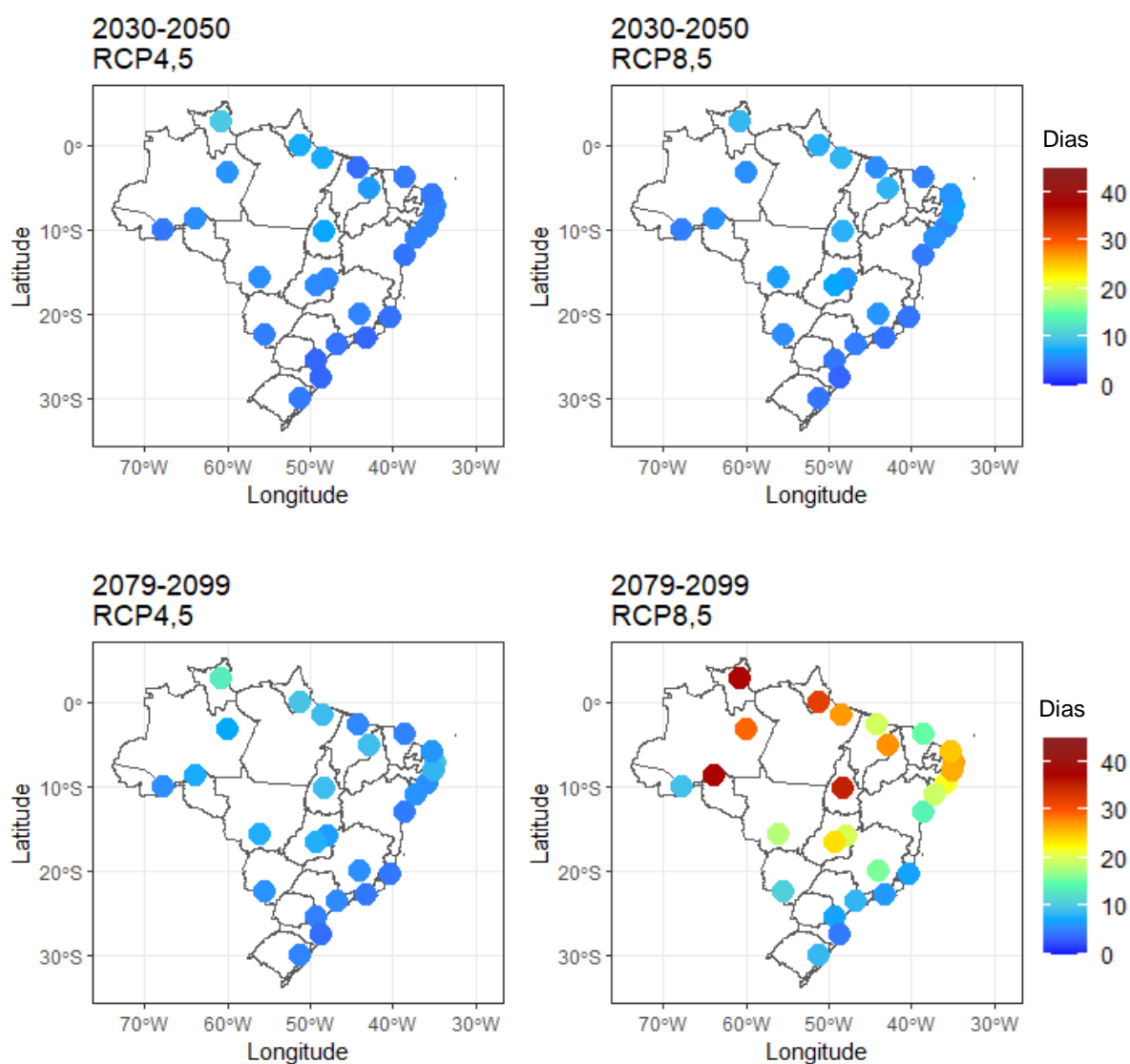


Figura 7.27 – Média das projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para a duração média das OC em 2030-2050 e 2079-2099, considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 durante o ano todo (período quente + período frio) para a definição P98. Elaborado pela autora (2022).

7.1.4.3 Magnitude média das ondas de calor

7.1.4.3.1 Análise no presente (1996-2016)

As Figuras 7.28 e 7.29 apresentam a magnitude média das OC entre 1996 a 2016 nos períodos frio e quente, considerando as definições de OC: P90, P95 e P98, no Brasil e regiões (média) e capitais brasileiras, respectivamente.

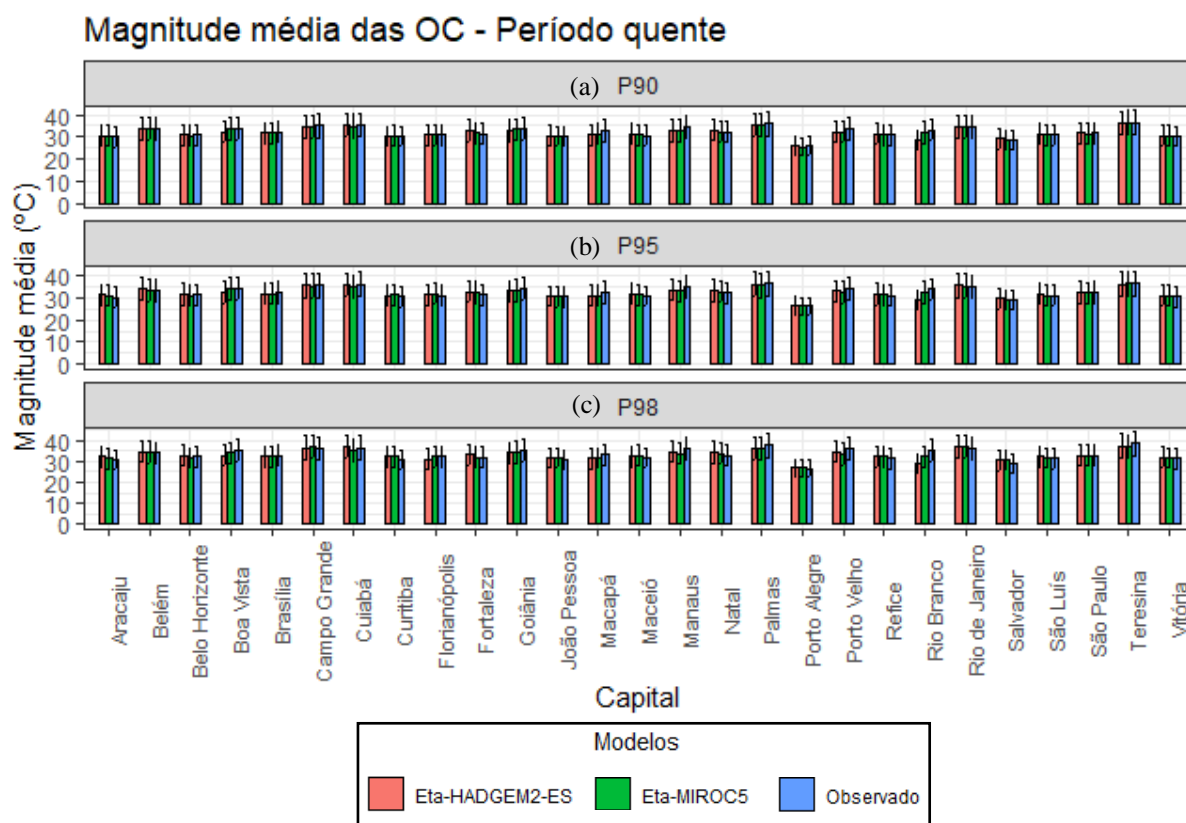


Figura 7.28 – Magnitude média das OC observadas (barras em azul) e simuladas pelos modelos Eta-HADGEM2-ES (barras em vermelho) e Eta-MIROC5 (barras em verde) de 1996 a 2016 no período quente, para as definições de OC: (a) P90, (b) P95 e (c) P98. Elaborado pela autora (2022).

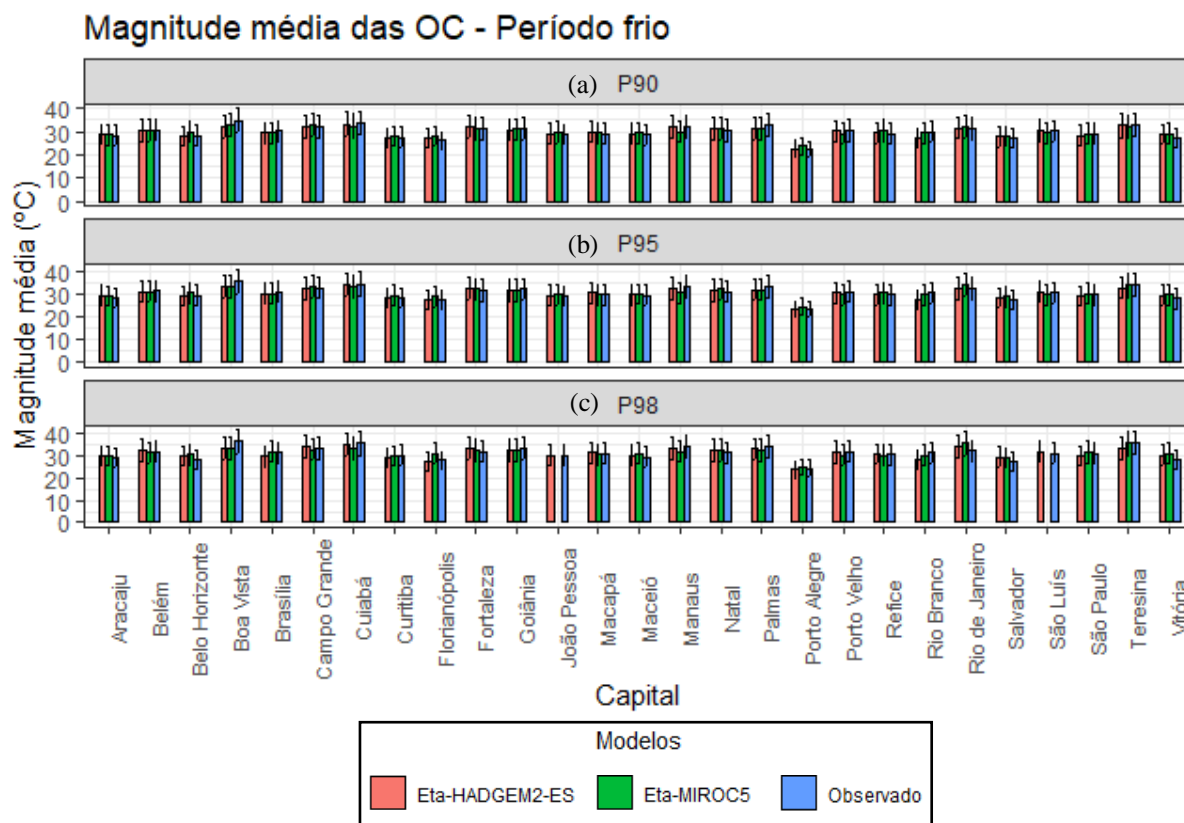


Figura 7.29 – Magnitude média das OC observadas (barras em azul) e simuladas pelos modelos Eta-HADGEM2-ES (barras em vermelho) e Eta-MIROC5 (barras em verde) de 1996 a 2016 no período frio, para as definições de OC: (a) P90, (b) P95 e (c) P98. Elaborado pela autora (2022).

A magnitude média das OC no Brasil durante o período quente é em média 33°C (Figura 7.28) e durante o período frio em média 30°C (Figura 7.29). Como era de se esperar, as OC identificadas no P95 e P98 são mais intensas do que as identificadas no P90. Ondas de calor no P95 são em média 1°C mais intensas do que as identificadas no P90 e as OC no P98 são em média 2°C mais intensas do que as OC no P90. As magnitudes médias observadas e simuladas são semelhantes, com variações pequenas entre 1,5°C e 2°C.

As OC que ocorrem nas capitais da região Centro-Oeste são as de maior magnitude média, principalmente em Campo Grande e Cuiabá, variando em média entre 34°C e 35°C durante o período quente (Figura 7.28) e 31°C e 33°C durante o período frio (Figura 7.29). As OC que ocorrem nas capitais da região Nordeste do país possuem também magnitudes elevadas, variando em média entre 33°C a 35°C durante o período quente (Figura 7.28) e entre 31°C e 32°C durante o período frio (Figura 7.29). Teresina é a capital da região Nordeste que apresenta

a magnitude média mais alta durante OC na região (entre 34°C e 35°C). A região Sudeste do Brasil tem a maior magnitude média das OC durante o período quente do que a região Nordeste do país (Figura 7.28). As OC que ocorrem na região Sudeste durante o período quente possuem magnitude média que varia entre 32°C a 34°C (Figura 7.29). Rio de Janeiro é a capital da região Sudeste do país, onde a magnitude média das OC se compara as que ocorrem nas regiões Norte e Centro-Oeste do país. Já na região Sul do país, as magnitudes médias das OC não ultrapassam os 31°C, sendo Porto Alegre a capital que apresenta a menor magnitude média (entre 25°C e 28°C).

7.1.4.3.2 Projeção para o futuro próximo (2030-2050) e distante (2079-2099)

A Figura 7.30 apresenta a mudança percentual na magnitude média das OC no futuro próximo (2030-2050) e no futuro distante (2079-2099) em relação ao presente (1996-2016), considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas e as projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para o Brasil e suas regiões administrativas. A mudanças percentuais em cada capital brasileira é apresentada nas Tabelas 7.7-7.9.

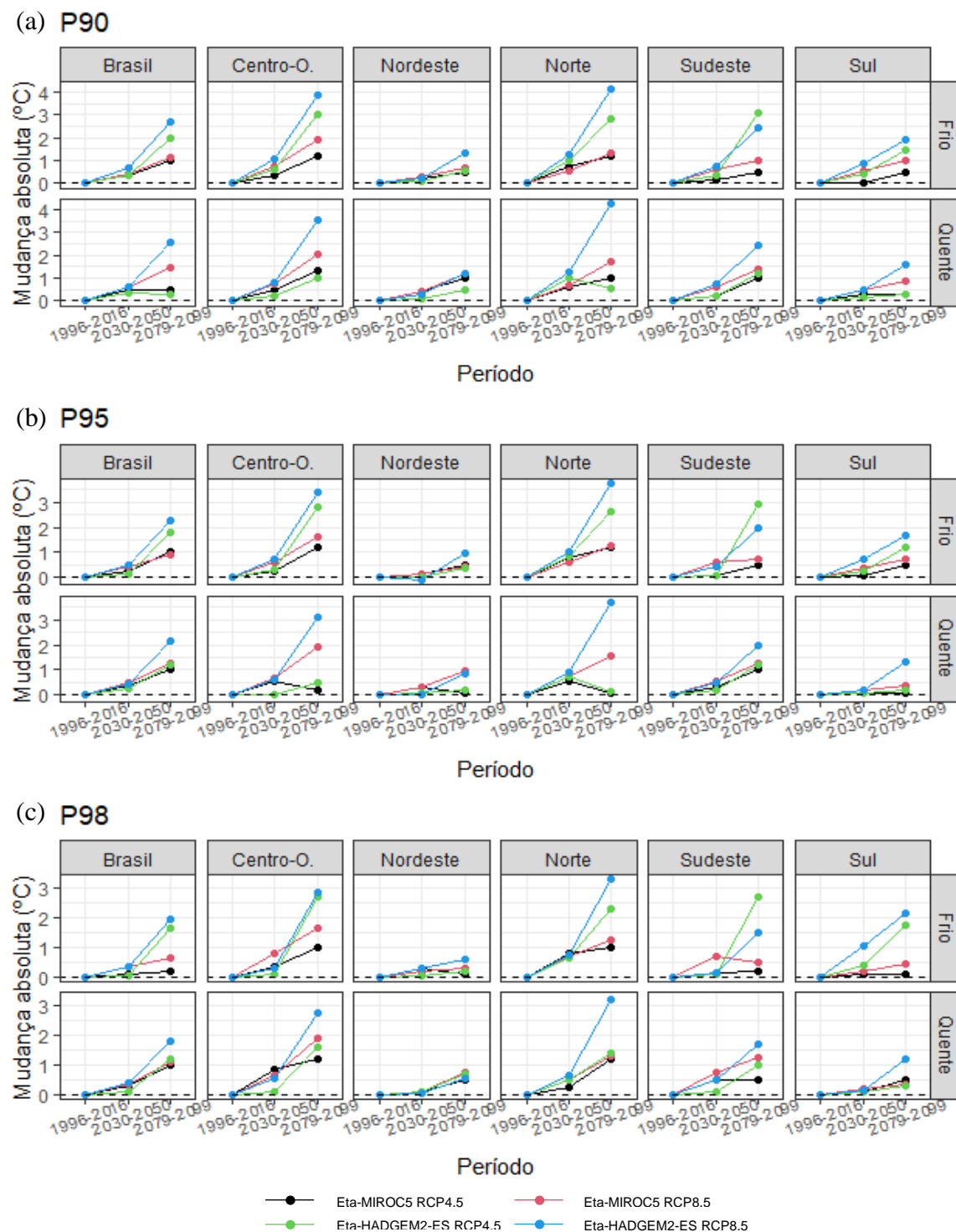


Figura 7.30 – Mudança absoluta média da magnitude média das OC no futuro próximo (2030-2050) e no futuro distante (2079-2099) em relação ao presente (1996-2016) projetada pelos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 nos cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas para os períodos quente e frio, nas definições de OC: (a) P90; (b) P95 e (c) P98. Os valores representam uma média de todas as capitais brasileiras (nível Brasil) e uma média das capitais separadas por região (Norte, Nordeste, Centro-Oeste, Sudeste e Sul). Fonte: Elaborado pela autora (2022).

Na Figura 7.30, as projeções mostram aumento na magnitude média das OC no Brasil e nas suas regiões administrativas, tanto no período frio quanto no período quente (Figura 7.30). Assim como para a média anual de dias com OC (Figura 7.15) e duração média das OC (Figura 7.24), o modelo Eta-HADGEM2-ES, considerando o cenário RCP8.5 indica os maiores aumentos na magnitude média das OC no futuro.

Obviamente, a magnitude média é maior na definição P98 (2% dos casos mais extremos) e menor na definição P90 (10% dos casos mais extremos). As projeções mostram que a magnitude média das OC no Brasil deve aumentar entre 0,5°C a 0,8°C no futuro próximo, variando entre os modelos e cenários (Figura 7.30). Já no futuro distante o aumento esperado é ainda maior do que no futuro próximo, entre 1°C e 2°C (Figura 7.30). O aumento na magnitude média das OC no Brasil deve ser em média 0,5°C mais elevado no período frio do que no período quente. Isto mostra que as OC durante o período frio em cada região serão mais intensas do que em relação ao presente (em média 2°C mais intensas no futuro distante) e as OC no período quente deverão ser ainda mais intensas do que no presente, uma vez que a magnitude média das OC na atualidade durante o período quente já é mais elevada (Figura 7.28).

As projeções mostram os maiores aumentos na magnitude média das OC nas regiões Centro-Oeste e Norte do país (Figura 7.30). Nestas regiões a magnitude das OC no futuro distante pode aumentar entre 3°C a 4°C. A magnitude média das OC na região Sudeste também é esperada aumentar, porém, as projeções mostram que esse aumento será menor do que nas regiões Norte e Centro-Oeste (até 3°C no futuro distante). Na região Sul, o aumento na magnitude média se mostrou mais elevado para as OC mais extremas (P98), onde o aumento deve ser de até 2,2°C no período frio no futuro distante (Figura 7.30c). Na região Nordeste, as projeções mostraram os menores aumentos na magnitude média entre 0,1°C a 0,5°C no futuro próximo e entre 0,1°C a 1,5°C no futuro distante. A região Nordeste mostrou uma pequena diminuição na magnitude média das OC no futuro próximo e a região Norte do país mostrou valores de magnitude mais baixos no futuro distante do que no futuro próximo no cenário RCP4.5, entretanto essas mudanças não foram consideradas significativas estatisticamente ($p < 0,05$).

As Figuras 7.31-7.33 apresentam a projeção média entre os modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 da média anual de dias com OC nas capitais brasileiras nos períodos de 2030 a 2050 e 2079 a 2099, considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas,

durante o ano todo nas definições P90, P95 e P98, respectivamente. As projeções para cada modelo separadamente e para cada período do ano estão apresentadas no Apêndice B.

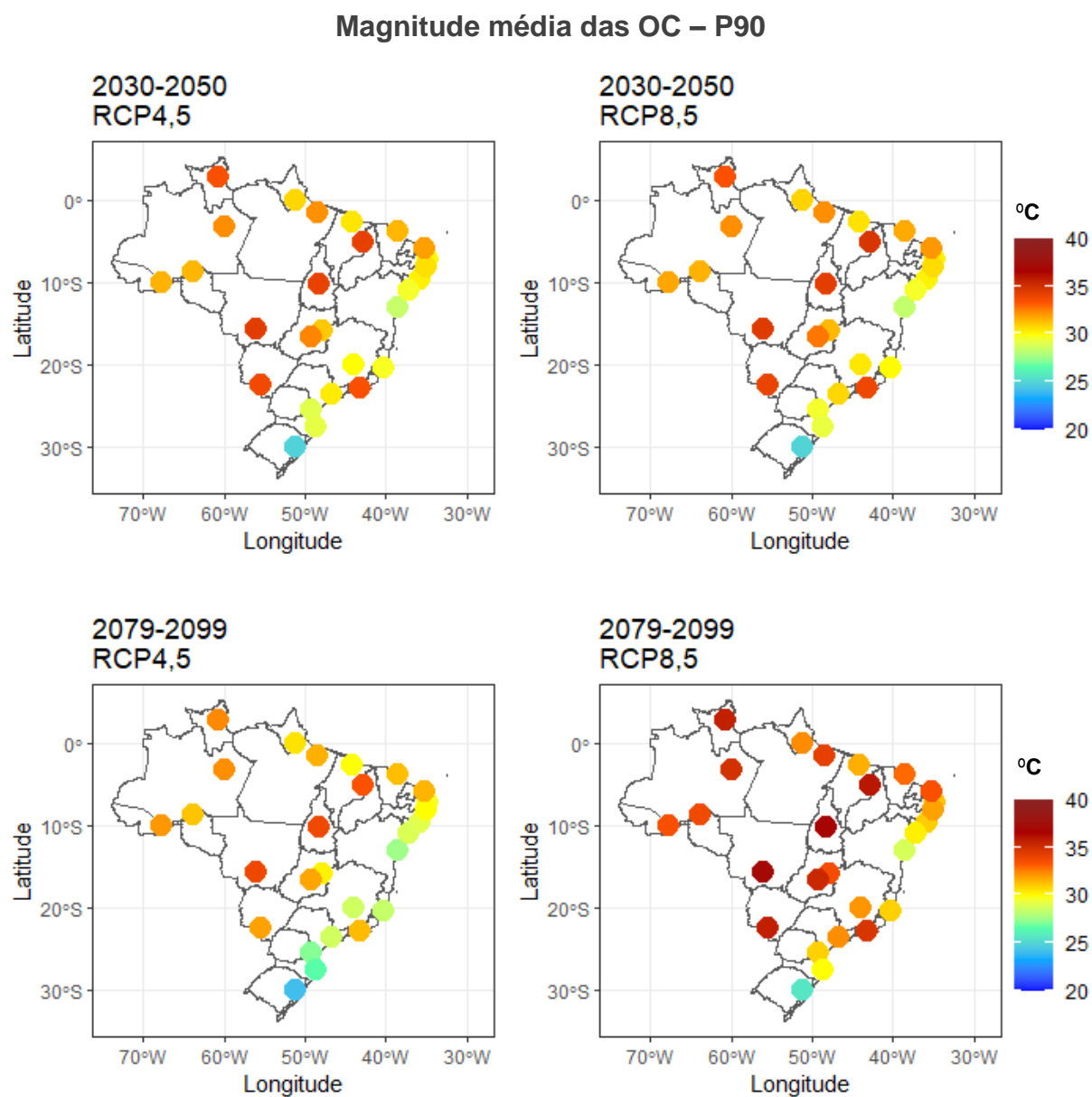


Figura 7.31 – Média das projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para a magnitude média das OC em 2030-2050 e 2079-2099, considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 durante o ano todo (período quente + período frio) para a definição P90. Elaborado pela autora (2022).

Magnitude média das OC – P95

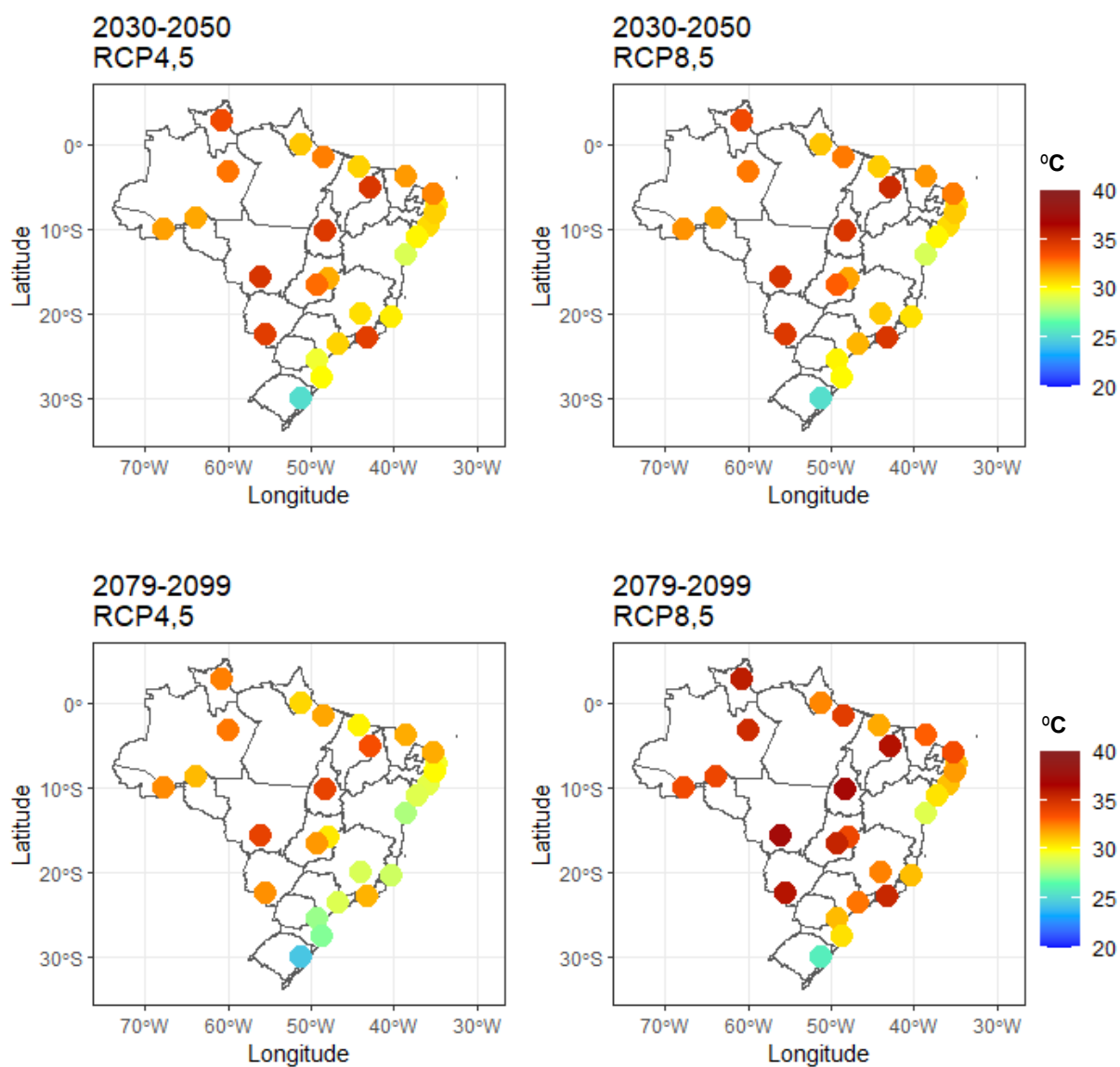


Figura 7.32 – Média das projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para a magnitude média das OC em 2030-2050 e 2079-2099, considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 durante o ano todo (período quente + período frio) para a definição P95. Elaborado pela autora (2022).

Magnitude média das OC – P98

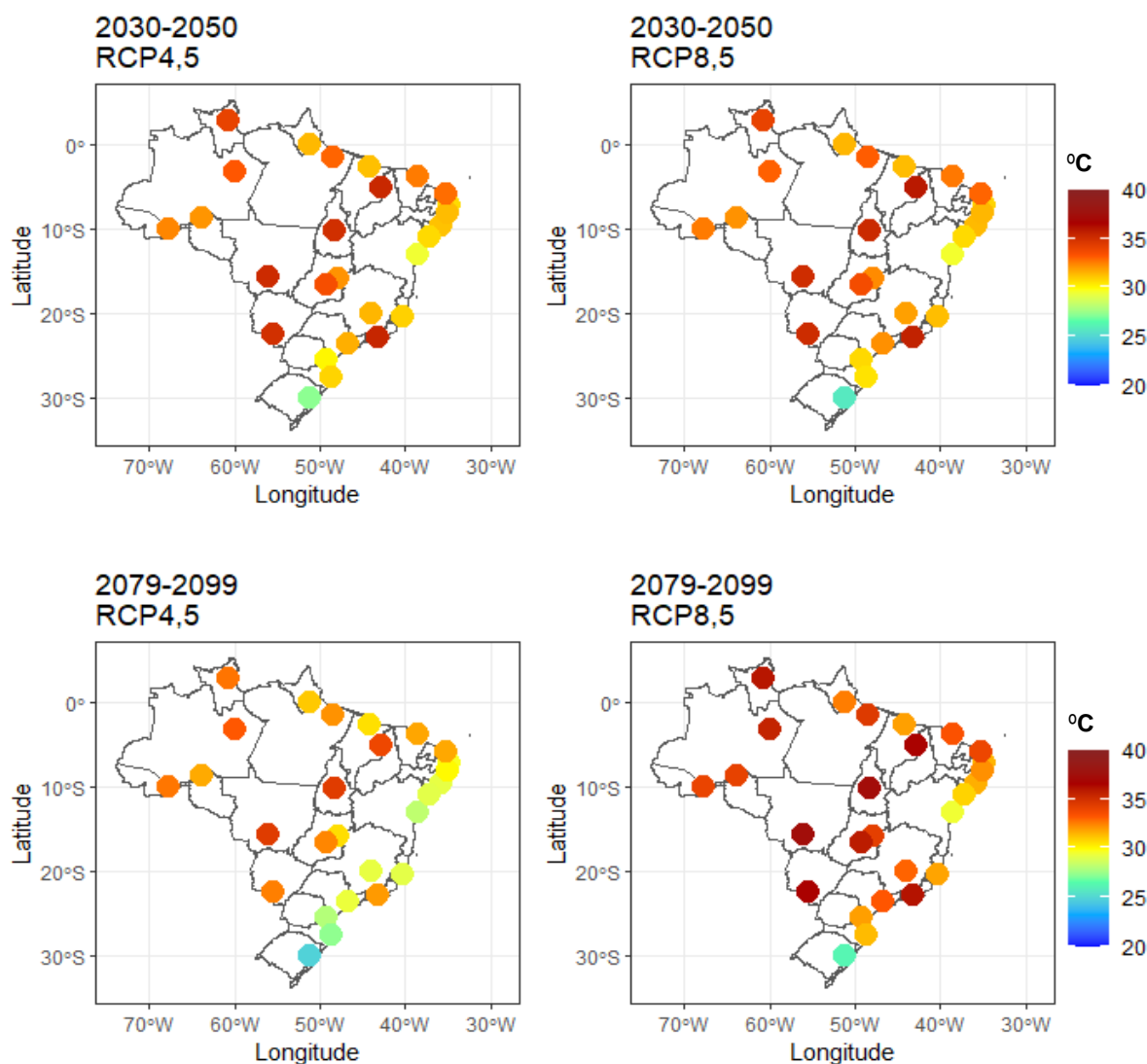


Figura 7.33 – Média das projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para a magnitude média das OC em 2030-2050 e 2079-2099, considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 durante o ano todo (período quente + período frio) para a definição P98. Elaborado pela autora (2022).

As projeções mostram magnitude média das OC mais altas no futuro em comparação com a atualidade (Figuras 7.31-7.33). A magnitude média das OC é esperada ser mais elevada nas capitais das regiões Norte e Centro-Oeste do país. No futuro distante no cenário RCP8.5 as projeções mostram que a magnitude média das OC em Boa Vista, Manaus, Palmas, Teresina, Cuiabá, Campo Grande, Goiânia e Rio de Janeiro será acima de 40°C. Rio de Janeiro é a única capital pertencente a região Sudeste, onde as projeções mostraram magnitude média acima de

40°C. O mesmo é observado na região Nordeste do país, apesar de ser uma região localizada em latitudes mais baixas, apenas Teresina mostrou projeções de magnitude média acima de 40°C. As condições geográficas de Teresina, como latitude, altitude, distanciamento do oceano e os sistemas sinóticos atuantes propiciam a diferença na magnitude das OC com relação as demais capitais da região Nordeste.

CAPÍTULO 8 – RESULTADOS DO EFEITO DO CALOR NA MORTALIDADE

Este capítulo apresenta os resultados do efeito do calor sobre a mortalidade de idosos no Brasil, nas suas regiões e capitais. Em 8.1 é apresentado o resultado do coeficiente de correlação de *Spearman* entre a mortalidade de idosos e as variáveis meteorológicas. O resultado da validação do modelo estatístico utilizado para verificar a influência dos efeitos das OC na mortalidade é mostrado em 8.2. Em 8.3 o risco relativo (RR) do aumento do IC em 1°C e a definição da Temperatura de Mínima Mortalidade (TMM) são apresentados para as capitais brasileiras. Em 8.4 são mostrados o RR dos efeitos adicionados, principais e totais das OC na mortalidade de idosos no Brasil. Em 8.5 são apresentados os resultados da projeção do RR total de mortalidade associado às OC. Em 8.6 a quantificação da mortalidade de idosos associadas às OC no presente e futuro é mostrada, considerando hipóteses de adaptação completa hipotética e nenhuma adaptação às OC no futuro. A seção 8.7 mostra os resultados do Índice de Adaptação Urbana para as capitais do Brasil, verificando assim se as capitais brasileiras possuem potencial de adaptação para possíveis impactos das ondas de calor no futuro.

8.1 CORRELAÇÃO ENTRE AS VARIÁVEIS METEOROLÓGICAS E MORTALIDADE

A Tabela 8.1 apresenta os valores do coeficiente de correlação de *Spearman* entre as variáveis meteorológicas (temperatura máxima, umidade relativa e IC máximo) e a mortalidade de idosos por DCV e DRSP nas capitais brasileiras, sem distinção de período quente ou frio.

Nenhuma capital mostrou médias ou altas correlações entre as mortalidades de idosos por DCV ou DRSP e as variáveis meteorológicas (temperatura máxima, umidade relativa e índice de calor) (Tabela 8.1). Apesar das correlações entre 1996 a 2016 serem pequenas, grande parte das capitais mostraram correlações negativas com a temperatura máxima e índice de calor, isto é, quando os valores destas variáveis diminuem, a mortalidade aumenta. Estudos mostram que a mortalidade de idosos por DCV e DRSP estão mais associadas às temperaturas baixas (SOARES *et al.*, 2012; FARIA *et al.*, 2018). Algumas capitais, como Cuiabá, Goiânia, Manaus, Palmas, Porto Velho, Rio Branco, Rio de Janeiro, São Luís e Teresina, mostraram correlações positivas entre a temperatura máxima e IC máximo e a mortalidade de idosos, indicando que nestas capitais quando essas variáveis aumentam, a mortalidade também aumenta. As

correlações com a umidade relativa também foram baixas, porém negativas, indicando um aumento na mortalidade com diminuição da umidade relativa (Tabela 8.1).

Tabela 8.1 - Correlação de Spearman entre variáveis meteorológicas e óbitos de idosos por DCV e DRSP.

Capital	DCV			DRSP		
	Tmax	Umidade	IC	Tmax	Umidade	IC
Aracaju	0.00	-0.01	0.00	0.00	-0.02	0.00
Belém	-0.01	-0.01	-0.01	-0.01	0.02	0.00
Belo Horizonte	-0.06	-0.07	-0.04	-0.06	-0.06	-0.04
Boa Vista	0.00	0.00	0.00	0.02	0.00	0.02
Brasília	-0.03	-0.03	-0.04	0.04	-0.06	0.02
Campo Grande	-0.02	-0.03	-0.03	-0.02	-0.03	-0.03
Cuiabá	0.02	-0.04	0.00	0.04	-0.02	0.03
Curitiba	-0.13	-0.03	-0.08	-0.14	-0.02	-0.08
Florianópolis	-0.06	0.02	-0.04	-0.04	0.00	-0.03
Fortaleza	-0.08	0.05	-0.07	-0.05	0.01	-0.05
Goiânia	0.03	-0.06	0.01	0.02	-0.04	0.01
João Pessoa	-0.02	0.00	-0.02	-0.01	0.01	-0.01
Macapá	0.02	-0.01	0.02	-0.01	0.01	-0.01
Maceió	-0.03	-0.01	-0.03	-0.03	0.01	-0.03
Manaus	0.06	-0.08	0.05	0.04	-0.06	0.02
Natal	-0.02	0.02	-0.02	-0.02	0.02	-0.02
Palmas	0.01	-0.01	0.01	0.02	0.00	0.02
Porto Alegre	-0.24	-0.02	-0.14	-0.25	0.00	-0.16
Porto Velho	0.01	-0.02	0.01	-0.01	0.00	-0.02
Recife	-0.02	0.00	-0.02	-0.04	0.04	-0.03
Rio Branco	0.02	-0.03	0.02	0.01	0.01	0.01
Rio de Janeiro	0.01	-0.16	-0.01	0.06	-0.14	0.04
Salvador	-0.04	-0.01	-0.03	0.02	-0.02	0.02
São Luís	0.03	-0.01	0.02	0.02	0.01	0.03
São Paulo	-0.16	-0.13	-0.11	-0.05	-0.13	-0.02
Teresina	0.03	-0.03	0.00	0.02	-0.01	0.03
Vitória	-0.03	-0.01	-0.02	0.00	-0.02	0.00

Negrito: Correlações significativas ($p < 0,05$)

A maioria das correlações encontradas não foram significativas estatisticamente e as que foram significativas (em negrito na Tabela 8.1) mostraram correlações muito baixas. Galvão *et al.* (2017) e Cavalcante e Moura (2016) encontraram resultados semelhantes para cidades brasileiras, onde as cidades apresentaram correlações baixas e muitas vezes não significativas entre mortalidades e morbidades por DCV e DRSP e fatores climáticos. As correlações baixas podem ocorrer, pois as variáveis meteorológicas e mortalidade muitas vezes possuem associações com defasagem no tempo, assim como sofrem influência de tendências, sazonalidade e dias da semana (TADANO *et al.*, 2009). Por esse motivo, para relacionar as ondas de calor e o IC durante ondas de calor utilizou-se Modelos Não Lineares de Defasagem Distribuída (da sigla em inglês DLNM), ajustando tendências, sazonalidade e dias da semana.

8.2 VALIDAÇÃO DOS MODELOS ESTATÍSTICOS E META-ANÁLISES

Para verificar o impacto das ondas de calor sobre a mortalidade de idosos, o modelo descrito no capítulo 7 foi rodado para todas as capitais brasileiras e Distrito Federal para as DCV e DRSP nos períodos quente e frios separadamente. A Tabela 8.2 apresenta o *pseudo R²* obtido em cada rodada da modelagem estatística para as capitais brasileiras para a definição P90, os valores do *pseudo R²* não se alteraram para as diferentes definições. A partir do valor do *pseudo R²* é possível verificar se o modelo estatístico está bem ajustado com a inclusão das variáveis explicativas. Quanto mais próximo de 1, melhor o ajuste do modelo estatístico (TADANO *et al.*, 2009).

Tabela 8.2 – Valores do Pseudo R² significativos (p<0,05) para os modelos estatísticos rodados.

Capital	Pseudo R ²			
	Modelos estatísticos			
	DCV -Quente	DCV- Frio	DRSP- Quente	DRSP- Frio
Aracaju	0,47	0,94	0,83	0,64
Belém	0,59	0,74	0,85	0,55
Belo Horizonte	0,47	0,89	0,47	0,49
Boa Vista	0,45	0,88	0,88	0,90
Brasília	0,54	0,57	0,60	0,96
Campo Grande	0,78	0,53	0,80	0,50
Cuiabá	0,85	0,67	0,90	0,80
Curitiba	0,46	0,44	0,47	0,49
Florianópolis	0,90	0,93	0,80	0,85
Fortaleza	0,45	0,60	0,54	0,95
Goiânia	0,69	0,73	0,61	0,96
João Pessoa	0,63	0,52	0,90	0,77
Macapá	0,47	0,91	0,98	0,97
Maceió	0,97	0,98	0,99	0,96
Manaus	0,98	0,83	0,98	0,96
Natal	0,72	0,80	0,75	0,83
Palmas	0,51	0,99	0,97	0,83
Porto Alegre	0,56	0,61	0,60	0,55
Porto Velho	0,38	0,86	0,87	0,89
Recife	0,42	0,44	0,79	0,69
Rio Branco	0,75	0,98	0,99	0,96
Rio de Janeiro	0,99	0,99	0,96	0,95
Salvador	0,38	0,42	0,49	0,95
São Luís	0,82	0,51	0,79	0,96
São Paulo	0,70	0,66	0,65	0,71
Teresina	0,83	0,84	0,90	0,67
Vitória	0,88	0,90	0,83	0,97

Fonte: Elaborado pela autora (2022).

A maioria dos modelos obtiveram coeficientes de determinação elevados, mostrando que os mesmos estavam bem ajustados. No entanto, algumas capitais obtiveram $R^2 < 0,5$, contudo, apesar de muito utilizado, o pseudo R^2 não é o único método utilizado para verificar o desempenho de modelos estatísticos. Por isso, uma análise gráfica dos resíduos foi realizada (RODRIGUES, 2014; TADANO *et al.*, 2009; LARAZZI, 2013). O que se deve verificar na análise dos resíduos é a probabilidade de normalidade dos erros, distribuição dos resíduos e o gráfico dos resíduos ao longo do tempo.

A Figura 8.1 apresenta o gráfico de distribuição dos resíduos, gráfico de probabilidade normal dos erros e o gráfico dos resíduos ao longo do tempo, respectivamente

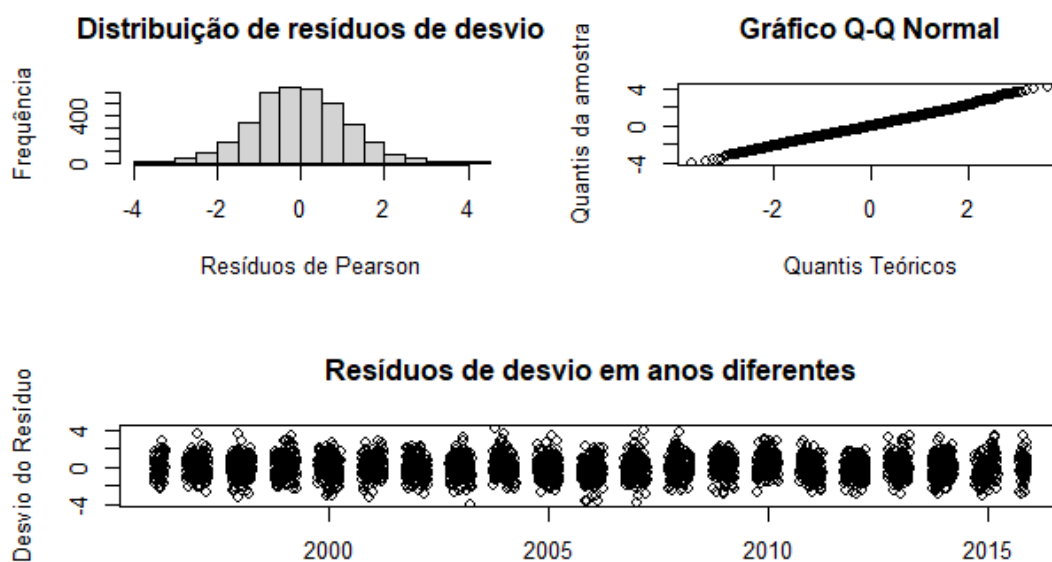


Figura 8.1 – Análise gráfica dos resíduos de um dos modelos estatísticos: (a) distribuição dos resíduos; (b) probabilidade de normalidade dos resíduos e (c) resíduos em ao longo dos anos. Fonte: Elaborado pela autora (2022).

Todos os modelos apresentaram os gráficos de resíduos como mostrado na Figura 8.1. Para que os modelos estejam bem ajustados, os resíduos devem seguir uma distribuição normal como mostra na Figura 8.1a e 8.1b, quanto mais próximos da reta os resíduos se distribuírem significa que o modelo se adequará melhor aos dados (TADANO *et al.*, 2009). No gráfico dos resíduos ao longo do tempo (Figura 8.1c), os resíduos devem se distribuir

aleatoriamente em torno da média zero, sem nenhum padrão específico dos resíduos (homocedasticidade) e o maior número de resíduos deve permanecer entre o intervalo de -2 e 2 (HAIR *et al.*, 2005; LAZZARI, 2013). Analisando a Figura 8.1c verifica-se que os resíduos se distribuem aleatoriamente em torno da média zero, sem nenhum padrão aparente, onde grande parte dos resíduos permaneceu entre a faixa de -2 e 2, mostrando que os modelos deste estudo estão bem ajustados.

Para obter uma medida resumo para o Brasil e suas regiões foram realizadas meta-análises das estimativas obtidas através da modelagem estatística para os efeitos principais, adicionados e totais do calor na mortalidade de idosos em cada período (frio e quente), em cada definição de OC (P90, P95 e P98) e em cada doença (DCV e DRSP).

Para verificar se a meta-análise pode ser aplicada no grupo de dados é analisado a magnitude da heterogeneidade. A magnitude da heterogeneidade é analisada pelo cálculo do I-quadrado (I^2), que varia de 0 a 100% (PEREIRA & GALVÃO, 2014). Se o I^2 apresentar valor superior a 50%, isto indica que os dados possuem heterogeneidade substancial e, acima de 75%, heterogeneidade considerável (PEREIRA & GALVÃO, 2014). O ideal é que a heterogeneidade seja o mais próximo de 0%, pois quanto maior a heterogeneidade, maior o questionamento em se combinar tais resultados. Caso haja heterogeneidade considerável, é necessário investigar suas causas por meio de análises de sensibilidade (PEREIRA & GALVÃO, 2014). As Tabelas 8.3 e 8.4 apresentam os valores do I-quadrado (I^2) e o p-valor do teste de heterogeneidade, para a meta-análise das estimativas do impacto do calor na mortalidade por DCV e DRSP, respectivamente. Para $p < 0,1$ há heterogeneidade significativa, para $p > 0,1$ a heterogeneidade não é significativa.

As Tabelas 8.3 e 8.4 mostram que grande maioria do I^2 para as regiões do Brasil e efeitos do calor na mortalidade tanto no período quente quanto no período frio foi abaixo de 50%, representando heterogeneidade baixa ou nula. Algumas regiões, principalmente no período frio apresentaram I^2 acima de 50%, porém não houve significância estatística para heterogeneidade ($p > 0,1$). Todas as meta-análises realizadas não mostraram significância estatística para heterogeneidade e, portanto, as meta-análises puderam ser realizadas sem a necessidade de análise de sensibilidade em cada região, isto é, retirar do agrupamento alguma capital que não seja homogênea com as demais, ou alterar os graus de liberdade na modelagem estatística.

Tabela 8.3 – I quadrado (I²) e p-valor do teste de heterogeneidade da meta-análise para as estimativas do impacto da mortalidade idosos por DCV associada às OC.

P90	Período quente						Período frio					
	Efeito adicionado		Efeito principal		Total		Efeito adicionado		Efeito principal		Total	
	I ² (%)	p-value	I ² (%)	p-value	I ² (%)	p-value	I ² (%)	p-value	I ² (%)	p-value	I ² (%)	p-value
Brasil	28,80	0,30	49,00	0,12	0,00	0,96	13,67	0,12	7,07	0,19	0,00	0,51
Norte	0,00	0,98	0,00	0,65	0,00	0,30	38,14	0,12	0,00	0,38	0,00	0,86
Nordeste	0,00	0,73	19,04	0,38	0,00	0,60	7,24	0,34	16,26	0,27	43,36	0,18
Centro-Oeste	48,89	0,12	43,30	0,20	0,00	0,95	23,50	0,50	47,04	0,13	0,00	0,98
Sudeste	40,00	0,20	35,00	0,30	0,00	0,67	27,00	0,42	22,79	0,33	0,00	0,37
Sul	0,00	0,96	10,92	0,44	48,00	0,13	0,00	0,99	22,30	0,30	42,40	0,14
P95												
Brasil	34,70	0,40	48,00	0,13	0,00	0,57	34,70	0,23	26,00	0,57	0,00	0,57
Norte	0,00	0,93	0,00	0,60	0,00	0,88	0,00	0,93	0,00	0,66	0,00	0,88
Nordeste	0,00	0,84	0,00	0,58	0,00	0,83	0,00	0,84	0,00	0,58	0,00	0,83
Centro-Oeste	22,20	0,19	40,71	0,21	0,00	0,88	37,00	0,21	40,20	0,23	0,00	0,88
Sudeste	40,20	0,17	37,80	0,20	0,00	0,40	38,23	0,24	32,21	0,34	0,00	0,40
Sul	38,10	0,22	0,00	0,70	0,00	0,87	38,10	0,22	0,00	0,70	0,00	0,87
P98												
Brasil	41,00	0,22	48,00	0,15	0,00	0,69	41,30	0,21	47,00	0,30	0,00	0,61
Norte	10,73	0,21	6,38	0,56	26,19	0,24	10,10	0,21	5,70	0,40	0,00	0,78
Nordeste	0,00	0,22	2,03	0,40	0,00	0,91	0,00	0,21	2,20	0,49	0,00	0,83
Centro-Oeste	0,00	0,52	27,71	0,23	0,00	0,39	0,00	0,53	28,10	0,23	0,00	0,58
Sudeste	21,30	0,30	32,20	0,24	0,00	0,86	44,20	0,13	38,30	0,26	0,00	0,41
Sul	10,29	0,29	0,00	0,62	0,00	0,71	10,40	0,22	0,00	0,43	0,00	0,87

Fonte: Elaborado pela autora (2022).

Tabela 8.4 – I quadrado (I²) e p-valor do teste de heterogeneidade da meta-análise para as estimativas do impacto da mortalidade idosos por DRSP associada às OC.

P90	Período quente						Período frio					
	Efeito adicionado		Efeito principal		Total		Efeito adicionado		Efeito principal		Total	
	I ² (%)	p-value	I ² (%)	p-value	I ² (%)	p-value	I ² (%)	p-value	I ² (%)	p-value	I ² (%)	p-value
Brasil	29,82	0,11	47,16	0,17	0,00	0,99	34,01	0,13	8,92	0,51	53,44	0,14
Norte	0,04	0,50	21,97	0,18	0,00	0,75	42,31	0,15	0,00	0,75	0,00	0,73
Nordeste	0,00	0,68	0,00	0,66	0,00	0,35	0,00	0,36	25,59	0,38	47,87	0,16
Centro-Oeste	37,91	0,12	42,13	0,13	0,00	0,99	49,72	0,14	0,00	0,36	0,00	0,94
Sudeste	0,00	0,79	7,59	0,25	0,00	0,43	36,71	0,27	46,71	0,15	54,45	0,13
Sul	27,14	0,32	0,00	0,71	0,00	0,79	0,00	0,40	9,78	0,24	0,00	0,60
P95												
Brasil	25,70	0,20	37,21	0,12	0,00	0,65	0,00	0,54	4,40	0,17	0,00	0,42
Norte	0,00	0,85	1,56	0,23	0,00	0,34	15,35	0,44	0,00	0,49	57,26	0,12

Continua

Nordeste	0,01	0,34	0,00	0,45	0,00	0,56	0,00	0,55	47,61	0,14	0,00	0,53
Centro-Oeste	37,89	0,21	47,75	0,12	0,00	0,94	51,53	0,12	30,01	0,22	0,00	0,69
Sudeste	0,00	0,66	35,60	0,29	12,13	0,32	0,00	0,59	24,87	0,32	0,00	0,42
Sul	50,00	0,13	0,00	0,57	0,00	0,94	0,00	0,67	8,43	0,30	0,00	0,75

P98

Brasil	36,85	0,12	43,87	0,17	0,00	0,50	42,45	0,12	38,08	0,14	0,00	0,62
Norte	0,00	0,46	12,99	0,23	0,00	0,85	0,00	0,93	0,01	0,39	0,00	0,40
Nordeste	21,32	0,30	10,19	0,24	0,00	0,52	0,00	0,72	47,61	0,15	0,00	0,40
Centro-Oeste	48,20	0,14	0,08	0,19	0,00	0,75	17,07	0,38	26,35	0,21	0,00	0,57
Sudeste	6,38	0,51	42,89	0,22	0,00	0,38	0,00	0,96	38,93	0,28	0,00	0,45
Sul	44,62	0,19	0,00	0,60	0,00	0,81	41,92	0,12	0,00	0,93	0,00	0,58

Fonte: Elaborado pela autora (2022).

8.3 EFEITOS DOS NÍVEIS DE IC NA MORTALIDADE DE IDOSOS

8.3.1 DEFINIÇÃO DA TEMPERATURA DE MÍNIMA MORTALIDADE (TMM)

Estudos mostram que existe uma associação não linear entre temperatura e mortalidade (GASPARRINI *et al.*, 2010; GASPARRINI & ARMSTRONG, 2011). Uma característica fundamental nesta associação é a Temperatura de Mínima Mortalidade (TMM). A TMM é definida como a temperatura na qual a mortalidade mais baixa é atingida (WANG *et al.*, 2019). Neste estudo, a TMM foi baseada no Índice de calor máximo (IC máximo), no qual une a temperatura máxima e umidade relativa. Neste caso, a TMM baseada no IC máximo foi considerada como um ponto de referência de IC máximo que a população está suscetível, isto é, a medida que a mortalidade aumenta com o aumento ou diminuição do IC máximo a partir da TMM. A TMM é frequentemente usada como temperatura de referência para quantificar o risco relativo associado às temperaturas baixas ou elevadas.

A Tabela 8.5 mostra os valores da TMM baseados no IC máximo diário para as capitais brasileiras.

Tabela 8.5- Temperatura de Mínima Mortalidade (TMM) das capitais brasileiras.

Capital	TMM (°C)	DP (°C)
Aracaju	36,4	1,0
Belém	39,5	3,4
Belo Horizonte	35,0	1,7
Boa Vista	37,0	5,9
Brasília	33,6	9,7
Campo Grande	35,0	7,1
Cuiabá	45,1	3,1
Curitiba	35,4	0,6
Florianópolis	38,5	4,2
Fortaleza	39,8	0,2
Goiânia	31,6	8,9
João Pessoa	37,6	0,9
Macapá	45,8	5,5
Maceió	35,5	1,0
Manaus	47,3	16,6
Natal	38,9	1,6
Palmas	43,0	10,0
Porto Alegre	24,6	0,2
Porto Velho	37,7	12,2
Recife	40,6	1,3
Rio Branco	35,9	8,5
Rio de Janeiro	36,5	6,7
Salvador	32,4	0,3
São Luís	39,4	5,5
São Paulo	42,3	1,4
Teresina	38,4	10,2
Vitória	39,5	3,7

Fonte: Elaborado pela autora (2022).

A TMM baseada no IC máximo foi utilizada neste estudo como referência para o cálculo do risco relativo para diferentes valores de IC máximo e também para o cálculo do risco relativo do efeito principal do calor, que levou em consideração o IC máximo mediano durante ondas de calor.

8.3.2 RISCO RELATIVO DE MORTALIDADE DE IDOSOS AOS NÍVEIS DE EXPOSIÇÃO DE IC

A Figura 8.2 apresenta o risco relativo (RR) de mortalidade de idosos por DCV e DRSP (total) para diferentes níveis de exposição ao IC máximo com relação à TMM. A linha pontilhada representa a TMM, riscos acima da TMM, representam risco de estresse térmico devido ao calor extremo. As linhas tracejadas representam o 1º percentil e 99º percentil do IC máximo diário. O gráfico de barras mostra a frequência de mortalidade para os diferentes valores de IC máximo.

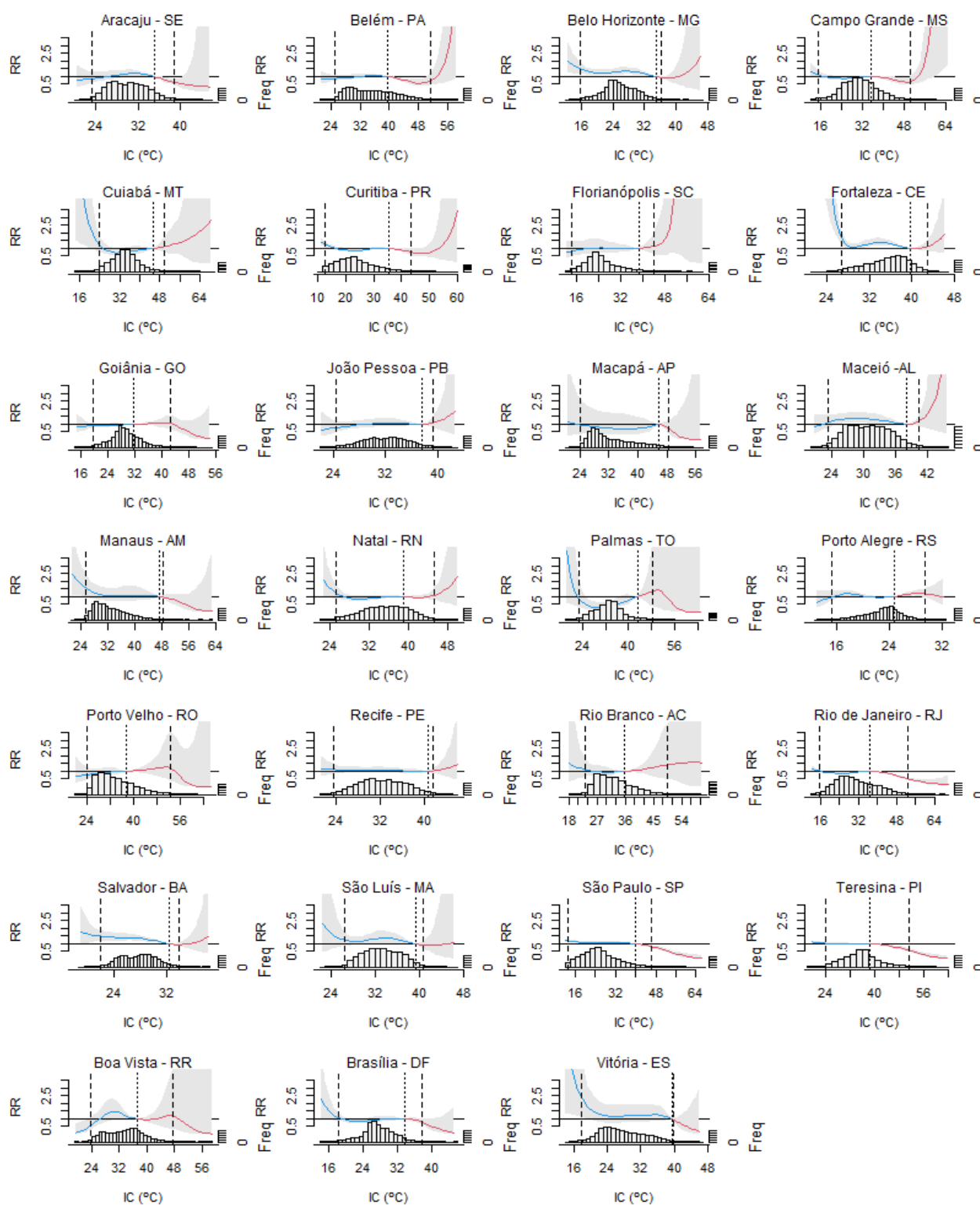


Figura 8.2 - Risco relativo (RR) de mortalidade de idosos por DCV e DRSP (Total) associado ao aumento de 1°C do IC máximo diário com relação à TMM (linha pontilhada) no Lag0-10. As linhas tracejadas são respectivamente o 1º e 99º percentil e o sombreado o intervalo de confiança de 95%. Fonte: Elaborado pela autora (2022).

Analisando as capitais por região administrativa, verifica-se que nas capitais da região Norte do país, os riscos de mortalidade de idosos por DCV e DRSP são mais maiores para valores de IC mais baixos, principalmente nas capitais localizadas mais ao norte do país, como Macapá, Manaus e Boa Vista (Figura 8.2). Em Macapá, o risco relativo de mortalidade para os diferentes níveis de IC é baixo, ou até mesmo apresenta fator de proteção ($24^{\circ}\text{C} < \text{IC} < 45^{\circ}\text{C}$), apenas IC abaixo de 24°C fornece risco de mortalidade ($\text{RR} = 1,25$; $\text{IC}_{95\%}: 0,5-3,0$). Em Boa Vista valores de IC muito extremos, isto é, abaixo do percentil de 1% e acima do percentil de 99% não oferecem risco de mortalidade, entretanto, valores de IC entre 28°C e 34°C apresentam riscos de mortalidade de 1,5 ($\text{IC}_{95\%}: 1,0-2,0$) e entre 40°C e 48°C também apresentam risco relativo de mortalidade de aproximadamente 1,3 ($\text{IC}_{95\%}: 0,5-3,0$). Em Manaus, os riscos de mortalidade de idosos são maiores para valores de IC mais baixos ($\text{IC} < 24^{\circ}\text{C}$), chegando a atingir 2,5 vezes mais óbitos quando o idoso está exposto a este nível de IC. Rio Branco, além de apresentar riscos relativos de mortalidade para IC baixos ($\text{IC} < 25^{\circ}\text{C}$) também apresenta riscos relativos para IC acima de 45°C ($\text{RR} > 1,5$). Belém e Porto Velho apresentam riscos relativos baixos para IC entre 24°C e 40°C (RR entre 1,0 e 1,05). Contudo, o risco relativo se eleva em Belém para IC acima de 52°C , podendo apresentar até 3,5 vezes mais óbitos durante IC muito extremo. Os óbitos nas capitais da região Norte são mais frequentes para valores de IC entre 24°C e 32°C , onde a classificação de efeito na saúde é de apenas cuidado (Figura 8.2).

Assim como as capitais da região Norte do país, as capitais da região Nordeste também apresentam maiores riscos relativos de mortalidade para valores de IC baixos, com exceção de Maceió, Recife e João Pessoa que apresentam riscos maiores que 1,3 para IC acima de 40°C , principalmente em Maceió, onde extremos quentes de IC demonstram riscos de 3,5 vezes mais óbitos de idosos (Figura 8.2). Em Natal os extremos de IC máximo (altos e baixos) são fatores de risco para mortalidade de idosos na capital, IC menores que 24°C apresentam risco relativo que podem atingir até 2 ($\text{IC}_{95\%}: 1,0 - 3,0$) e IC maiores que 48°C apresentam risco relativo que atingem o valor de 2,4 ($\text{IC}_{95\%}: 0,5-3,5$). Os óbitos nas capitais da região são mais frequentes nos intervalos onde o risco para IC é nulo ou onde IC oferece fator de proteção, principalmente durante valores de IC mais baixos.

Campo Grande e Cuiabá na região Centro-oeste do país, apresentam riscos elevados para valores extremos de IC máximo. O RR aumenta para valores de IC abaixo de 20°C e também aumenta para valores de IC acima de 48°C (Figura 8.2). Durante extremos quentes, o RR se eleva rapidamente nestas duas capitais, principalmente em Campo Grande. Em Goiânia o RR de exposição ao IC máximo é baixo, apresentando risco apenas para o intervalo de IC

entre 40°C e 45°C (RR= 1,05; IC95%: 0,8-1,2). Em Brasília, o RR de mortalidade de idosos é maior para IC < 16°C (RR > 2,5).

As capitais da região Sudeste do país apresentam RR elevados para IC baixos, isto é, conforme o IC diminui o RR de mortalidade por DCV e DRSP aumenta (Figura 8.2). Extremos quentes de IC não apresentaram riscos para as capitais São Paulo, Rio de Janeiro e Vitória, entretanto, para Belo Horizonte, IC acima de 40°C começam a apresentar riscos de mortalidade, que aumenta com o aumento do IC máximo. A frequência de mortalidade nestas capitais é maior durante valores baixos de IC. A explicação do RR cair com valores de IC mais altos deve-se ao menor número de eventos extremos no período (1996-2016).

Na região Sul do país, Curitiba apresenta RR de mortalidade elevado para valores extremos de IC (baixos e altos), sendo maior para IC acima de 50°C (RR aumenta exponencialmente a partir desse limiar). Já em Florianópolis o risco de mortalidade existe apenas para extremos quentes de IC (IC > 48°C), isto é, conforme o IC aumenta, o risco relativo de mortalidade de idosos também aumenta (Figura 8.2). Porto Alegre, entretanto, não apresenta risco de mortalidade para valores extremos de IC, mas sim, para certos intervalos, como entre 16°C e 20°C que o RR pode atingir 1,5 (IC95%:1, 0:1,6) e entre 24°C e 32°C que o RR também pode atingir 1,5 (IC95%:1,05-2,0). A frequência de óbitos é maior durante valores de IC menores, por ser mais comum eventos de IC menores (BITENCOURT *et al.*, 2019).

8.4 CONTRIBUIÇÕES DAS OC NA MORTALIDADE: EFEITOS PRINCIPAIS, ADICIONADOS E TOTAL

O efeito principal durante uma onda de calor é o efeito das condições meteorológicas (considerado aqui o índice de calor máximo diário) nos dias de ocorrência de OC, isto é, a contribuição do aumento do IC máximo na mortalidade de idosos. Já o efeito adicionado, apresenta a contribuição da persistência das OC, isto é, o efeito dos dias consecutivos com temperaturas elevadas na mortalidade de idosos. A contribuição total é soma das contribuições individuais do efeito adicionado e principal.

De acordo com Gasparrini e Armstrong (2011) é importante analisar separadamente as contribuições das ondas de calor na mortalidade, uma vez que em determinadas regiões o aumento da temperatura (ou IC) pode apresentar riscos maiores de mortalidade do que a persistência da onda de calor e vice e versa.

Utilizando processos meta-analíticos, foi possível combinar os resultados obtidos pela modelagem estatística de cada capital e obter o risco relativo das contribuições das OC na mortalidade de idosos para cada região do Brasil e também para o país. A Figura 8.3 apresenta o risco relativo de mortalidade de idosos por DCV e DRSP associado aos efeitos das OC no Brasil e suas respectivas regiões. O risco relativo de cada contribuição foi avaliado também para as três definições de OC propostas na metodologia (P90, P95 e P98) e para os períodos quente e frio. Os resultados do risco relativo das contribuições individuais do calor e também o total para cada capital brasileira estão apresentados nas Tabelas 1-4 do Apêndice C.

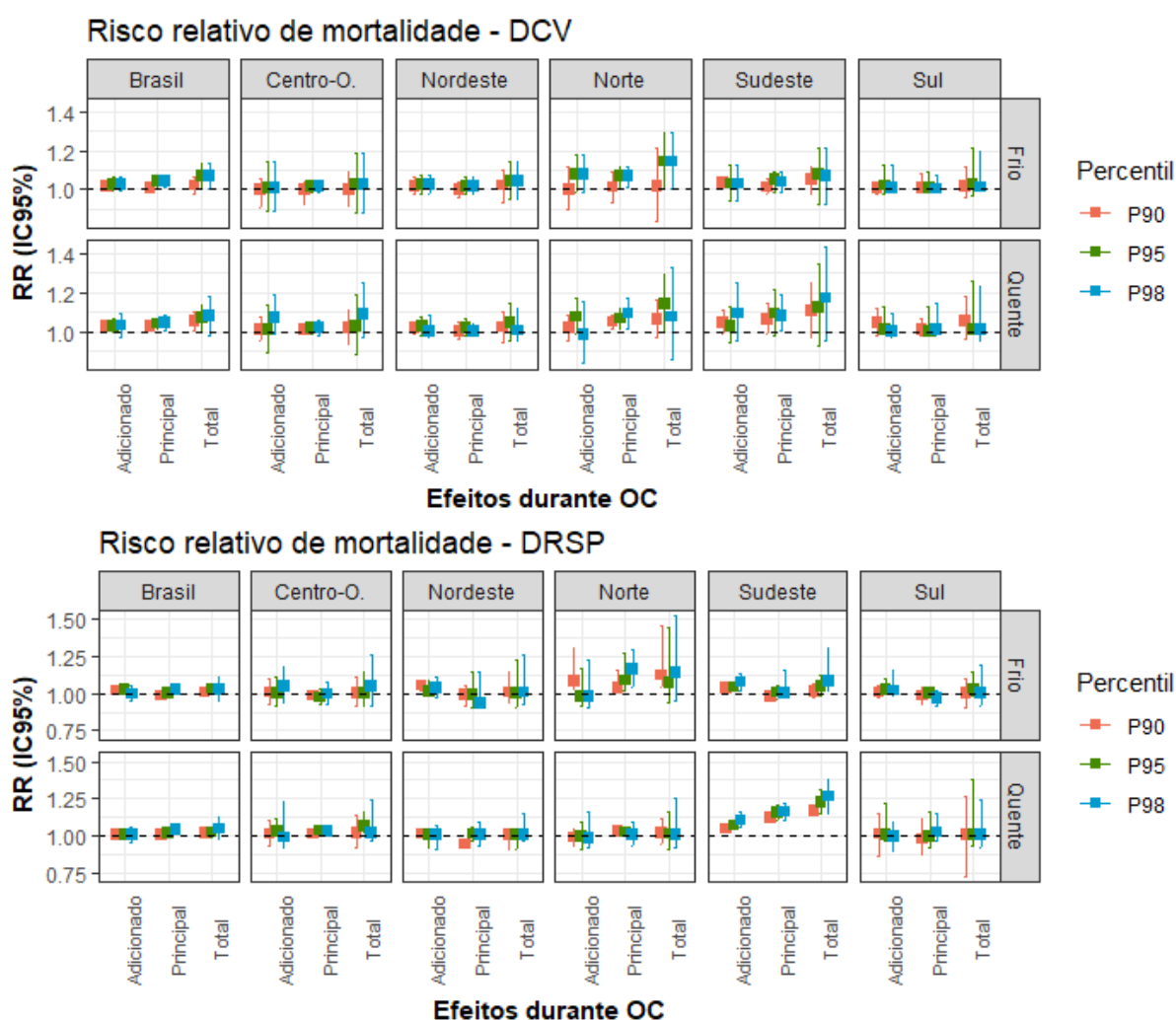


Figura 8.3 – Risco relativo geral (Lag0-10) de mortalidade de idosos por (a) DCV e (b) DRSP associado aos efeitos adicionados, principais e total das OC no Brasil e regiões, durante o período quente e período frio para as definições de OC P90, P95 e P98. Os valores são resultados da meta-análise e, portanto, representam o RR em nível nacional e regional. Fonte: Elaborado pela autora (2022).

O efeito principal do calor no Brasil contribui entre 2 a 5% (RR= 1,02-1,05) no aumento do risco de mortalidade por DCV, sendo maior no P98 (Figura 8.3a). Este efeito contribui mais para o aumento da mortalidade no país do que o efeito adicionado (entre 1 a 3%). O estudo de Zhao *et al.* (2019) mostra que o efeito principal durante OC aumenta os casos de hospitalização por DCV e DRSP no Brasil em até 3%, mais do que o efeito adicionado (até 2%), o que corrobora com os resultados encontrados nesta tese. De acordo com Gasparrini e Armstrong (2011), a maioria dos estudos de múltiplas cidades ao redor do mundo mostram que a contribuição do efeito principal (aumento da temperatura) é mais elevada do que a persistência do calor. O efeito total das OC mostra um aumento na mortalidade de idosos por DCV de 8% no período quente e de 6% no período frio no P98 (limiar que apresenta o maior risco de mortalidade). Desta forma, verifica-se que às OC contribuem para o aumento da mortalidade tanto no período quente quanto no período frio, entretanto os aumentos são maiores durante o período quente (Figura 8.3a). Também, verifica-se que, OC mais intensas (P98) oferecem um maior risco de mortalidade por DCV.

As regiões Norte e Sudeste do Brasil apresentaram os maiores riscos relativos de mortalidade de idosos por DCV associadas às OC (Figura 8.3a). Na região Sudeste, o principal contribuinte para o aumento da mortalidade durante o período quente é o efeito principal (aumento do IC). O efeito principal contribui com um aumento de 12 a 15% na mortalidade de idosos, enquanto que o efeito adicionado apresenta uma contribuição entre 5 a 14%. O estudo de Diniz *et al.* (2020) mostrou que na Região Metropolitana de São Paulo, a contribuição do efeito principal é maior do que o efeito adicionado no aumento da mortalidade de idosos por DCV na região. Já na região Norte, o efeito adicionado exerce uma contribuição maior para o aumento da mortalidade, principalmente durante o período frio (10 a 14%).

Assim como a região Norte do país, as regiões Centro-Oeste, Nordeste e Sul também apresentaram uma contribuição maior do efeito adicionado no aumento da mortalidade de idosos por DCV (Figura 8.3a). Entretanto, nessas regiões os riscos se mostraram menores, principalmente na região Nordeste, tanto no período frio quanto no período quente (Figura 8.3a). Já as regiões Centro-Oeste e Sul do país mostraram maior risco de mortalidade de idosos por DCV durante o período quente (Figura 8.3a). Na região Centro-Oeste, ondas de calor mais intensas (P98) mostraram um maior risco de mortalidade de idosos (RR=1,15; IC95%:0,99-1,25). Já na região Sul, os efeitos das OC identificadas no P90 mostraram riscos relativos mais altos, principalmente durante o período quente (RR= 1,1; IC95%:0,99-1,18).

O risco relativo dos efeitos do calor na mortalidade de idosos por DRSP mostrou-se menor do que por DCV (Figura 8.3b). No Brasil, durante o período frio, o efeito adicionado, isto é, a persistência do calor por dias consecutivos, apresentou uma maior contribuição para a mortalidade de idosos por DRSP (entre 2 a 5%). Já durante o período quente, o efeito principal mostrou-se o maior contribuinte na mortalidade por DRSP, principalmente para OC mais intensas (P98) (RR= 1,04; IC95%: 1,008 – 1,06). De forma geral, as ondas de calor que ocorrem durante o período quente apresentaram risco relativo de mortalidade mais elevado para DRSP no país (Figura 8.3b).

Durante o período frio, o efeito adicionado é o principal contribuinte para o aumento da mortalidade de idosos por DRSP em quase todas as regiões do país (Figura 8.3b), com exceção da região Norte, em que o efeito principal exerce uma maior contribuição, principalmente no P98 (RR=1,16; IC95%: 1,04-1,29). Nas regiões Norte e Centro-Oeste, durante o período frio, às OC apresentaram um maior risco de mortalidade por DRSP do que por DCV, mas durante o período quente o risco de mortalidade por DCV se mostrou maior nessas regiões. Na região Sudeste, os riscos de mortalidade por DRSP mostraram-se maiores durante o período quente, principalmente para OC mais extremas (RR= 1,26; IC95%:1,1-1,38). Nas demais regiões, o risco relativo de mortalidade por DRSP associados às OC mostraram-se mais baixos do que o risco relativo de mortalidade por DCV. Desta forma, nota-se que o risco de mortalidade de idosos associado às ondas de calor é maior por DCV do que por DRSP, principalmente durante o período quente, a exceção é a região Sudeste que apresenta um risco de mortalidade de idosos maior por DRSP. Diniz *et al.* (2020) mostrou que o risco de mortalidade de idosos por DRSP associados às ondas de calor na Região Metropolitana de São Paulo é maior do que por DCV, o que corrobora com o encontrado para região Sudeste neste estudo.

Os riscos relativos no Brasil foram significativos estatisticamente ($p < 0,05$) para todos os efeitos, definições e doenças. Embora o risco relativo de mortalidade nas regiões Centro-Oeste e Nordeste por ambas as doenças não tenha sido estatisticamente significativo, o mesmo pode ser clinicamente importante, por isso será considerado em análises futuras. Com relação à cada uma das capitais brasileiras, os efeitos das ondas de calor sobre a mortalidade de idosos estão apresentados nas Tabelas 1-6 do Apêndice C.

A Figura 8.4 apresenta o risco relativo de mortalidade de idosos entre a relação do IC máximo mediano durante OC e a TMM em cada *lag* variando de 0 a 10 dias para o Brasil. É importante analisar o risco relativo (RR) em relação a defasagem (*lag*) no tempo, pois as

mortalidades podem ocorrer em um tempo diferente ao dia de exposição às temperaturas extremas, por exemplo, um dia ou dois dias depois da exposição (TADANO *et al.*, 2009).

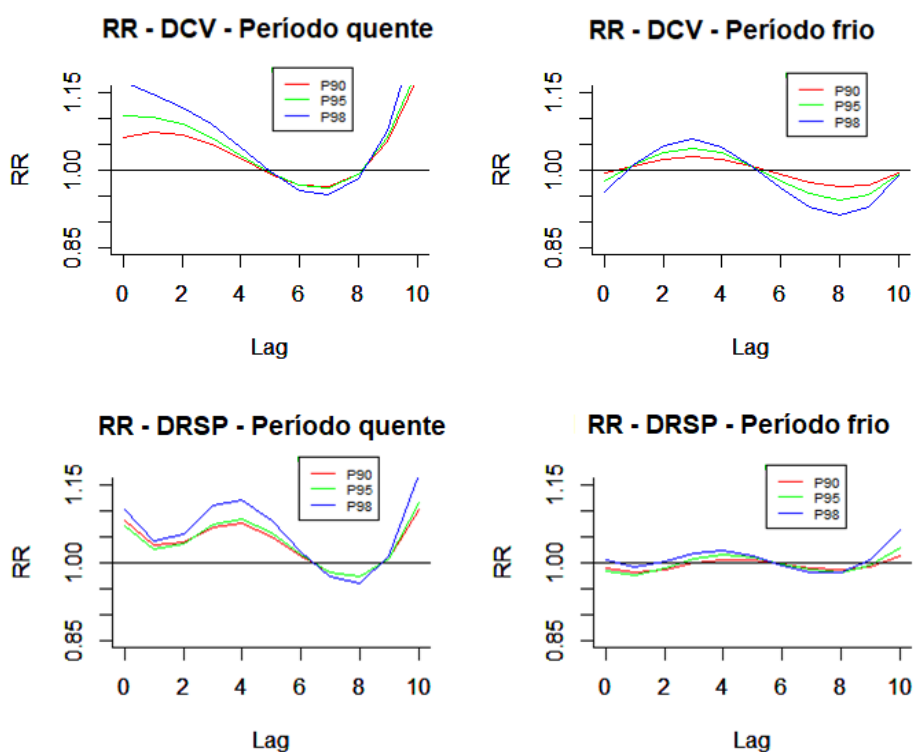


Figura 8.4 – Risco relativo de mortalidade de idosos entre a relação do IC máximo mediano durante OC e a MMT para defasagem (*Lag*) entre 0 a 10 dias no Brasil (meta-análise). O RR é apresentado para cada definição de OC, sendo P90 (linha vermelha), P95 (linha verde) e P98 (linha azul). Fonte: Elaborado pela autora (2022).

Quando se trata de temperaturas extremas, estudos mostram que as mortalidades ocorrem geralmente no *lag* entre 0 a 1 dia, isto é, a mortalidade é imediata após a exposição (TADANO *et al.*, 2009; FERREIRA *et al.*, 2019). A Figura 8.4 mostra que durante o período quente, as OC apresentam um risco imediato na mortalidade de idosos, principalmente por DCV, onde no *Lag0* o risco chega a 1,15 no P98, isto é, um aumento de 15% na mortalidade. Para DRSP, além do efeito imediato (*Lag0*), há um aumento no risco de mortalidade também no *Lag4* e *Lag10*. Já durante o período frio, as OC apresentam risco de mortalidade no *Lag4*, isto é, a defasagem entre a exposição a temperaturas elevadas e a mortalidade é de 4 dias.

8.5 PROJEÇÃO DO RISCO DE MORTALIDADE ASSOCIADO AO EFEITO TOTAL DAS ONDAS DE CALOR

As Figuras 8.5 e 8.6 apresentam as projeções do risco relativo total de mortalidade de idosos por doenças cardiovasculares (DCV) e doenças respiratórias (DRSP) associadas às OC, respectivamente. As projeções foram feitas para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099), considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas e os modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5. Uma comparação do risco relativo total com o presente (1996-2016) é também apresentada. As análises no presente e projeções foram separadas em período quente (seis meses mais quentes do ano) e período frio (seis meses menos quentes do ano). Os diferentes percentis na identificação das ondas de calor também foram considerados nas projeções (P90, P95 e P98), uma vez que os riscos no presente variam para cada percentil de temperatura máxima. As projeções do risco relativo para cada capital brasileira nos períodos quentes e frios estão apresentadas nas Tabelas 1-12 do Apêndice D.

Projeção do RR associado às OC - DCV

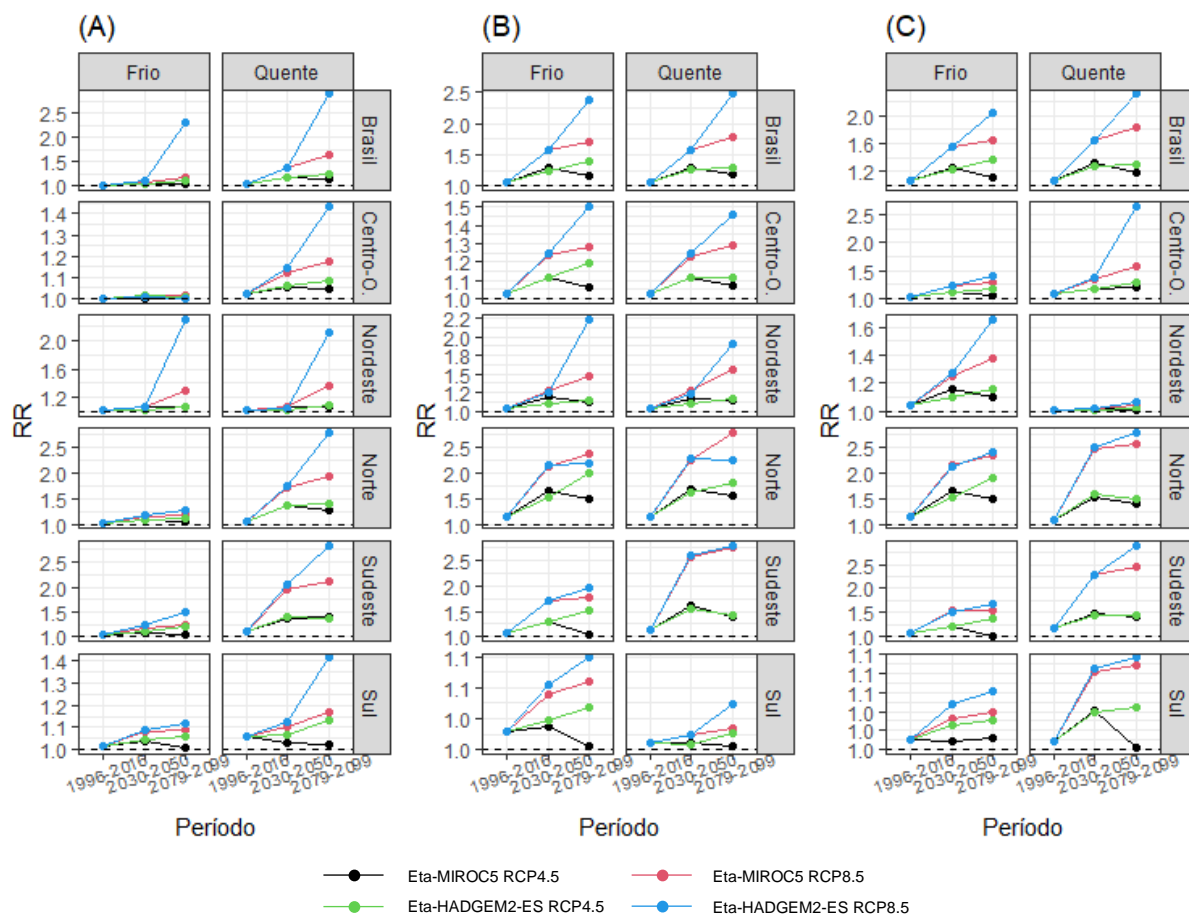


Figura 8.5 – Projeção do risco relativo total de mortalidade de idosos por DCV associado às OC em 2030-2050 e 2079-2099, considerando os modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 e os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas, para as definições de OC: (A) P90; (B) P95 e (C) P98 nos períodos quente e frio. Os valores são resultados da meta-análise e, portanto, representam o RR em nível nacional e regional. Fonte: Elaborado pela autora (2022).

Projeção do RR associado às OC - DRSP

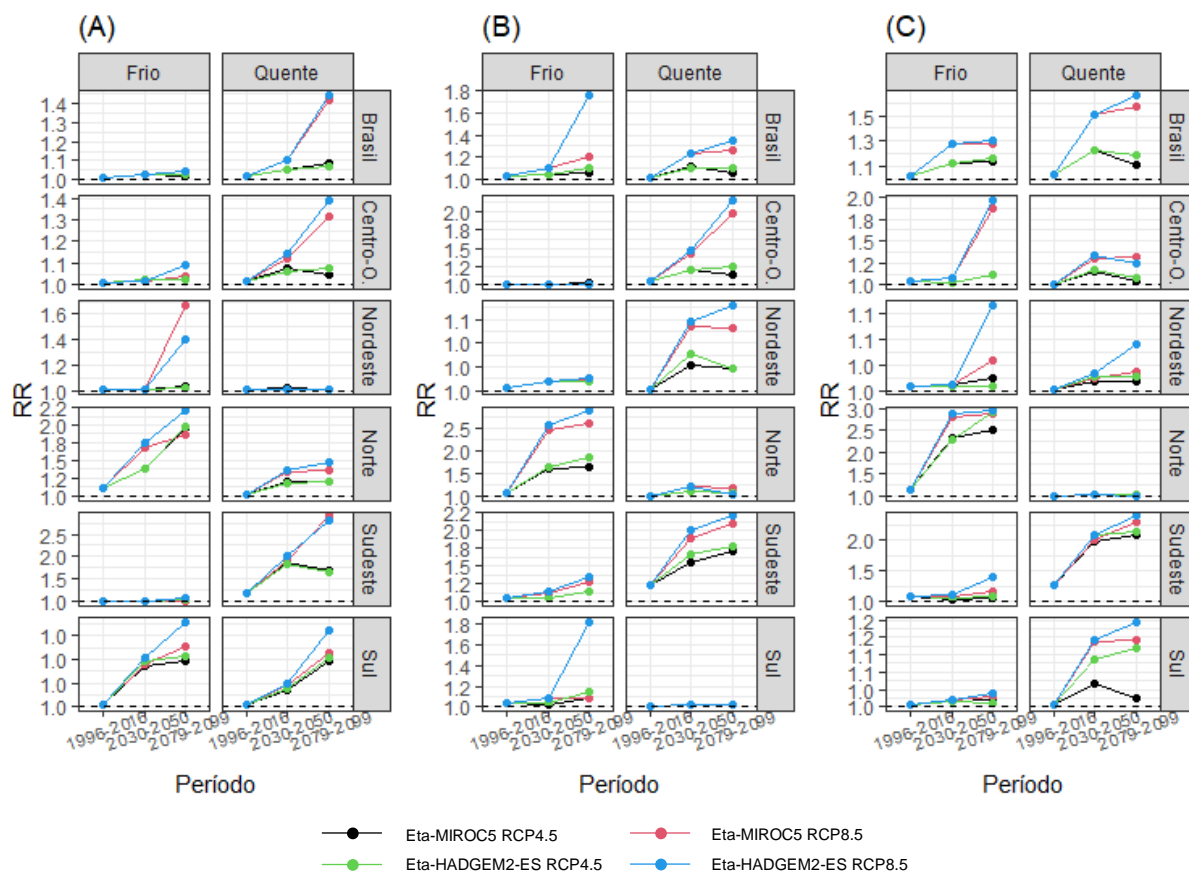


Figura 8.6 – Projeção do risco relativo total de mortalidade de idosos por DRSP associado às OC em 2030-2050 e 2079-2099, considerando os modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 e os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas, para as definições de OC: (A) P90; (B) P95 e (C) P98 nos períodos quente e frio. Os valores são resultados da meta-análise e, portanto, representam o RR em nível nacional e regional. Fonte: Elaborado pela autora (2022).

As projeções mostram aumento do risco relativo de mortalidade de idosos por DCV associado à contribuição total do calor durante ondas de calor no Brasil, tanto no futuro próximo (2030-2050) quanto no futuro distante (2079-2099) (Figura 8.5). As projeções mostram riscos mais elevados, quando o cenário RCP8.5 é considerado, principalmente no modelo Eta-HADGEM2-ES (Figura 8.5). De acordo com Chou *et al.* (2014b) o modelo Eta-HADGEM2-ES é mais sensível as emissões dos GEE em comparação ao modelo Eta-MIROC5 e por isso, as projeções deste modelo mostram valores mais elevados no futuro.

Na atualidade o risco de mortalidade de idosos por DCV associados às OC está entre 1 e 10% (RR= 1,01-1,10), no futuro próximo as projeções mostram que OC mais intensas

apresentarão um maior risco de mortalidade (entre 30 a 60%), principalmente no período quente. Já no futuro distante, o risco relativo pode atingir o valor de 2,8 no período quente, isto significa um aumento de 2,8 vezes mais mortes em dias de ondas de calor (Figura 8.5).

As regiões Norte e Sudeste apresentam as projeções mais elevadas do risco relativo no futuro, principalmente no cenário RCP8.5 em ambos os modelos climáticos (Figura 8.5). Nestas regiões, as projeções mostram que no futuro próximo e futuro distante os riscos serão ainda maiores durante o período quente para OC mais intensas (P95 e P98). Na região Norte, o risco projetado para o futuro próximo no período quente no P98 é de $RR= 1,5 - 2,5$ e no futuro distante de $RR= 1,4 - 2,9$ (Figura 8.5). Na região Sudeste, o risco é maior para OC identificadas no P95, isto é, os casos 5 mais extremos. No futuro próximo na região Sudeste, as projeções mostram RR variando entre 1,6 a 2,6 e no futuro distante entre 1,3 e 2,9 (Figura 8.5).

A região Centro-Oeste mostra projeções de risco mais altas no futuro para casos mais extremos de OC (P98), principalmente no período quente (Figura 8.5). Na atualidade as OC contribuem em 8% para o aumento da mortalidade de idosos por DCV, no futuro próximo as projeções mostram uma contribuição entre 20 a 40% no aumento da mortalidade e no futuro distante entre 30 a 170%, sendo maiores no cenário RCP8.5 pelo modelo Eta-HADGEM2-ES (Figura 8.5). Nas regiões Nordeste e Sul as projeções mostram aumentos menores no risco relativo no futuro, isto porque, o risco relativo de mortalidade por DCV associado às OC nessas regiões na atualidade já é baixo (Figura 8.5). Na região Nordeste do país, as projeções mostram aumento do risco relativo, principalmente no período frio (Figura 8.5).

Em comparação às DCV, as projeções do RR de mortalidade por DRSP associados às OC (Figura 8.6) mostraram valores menos elevados no futuro, uma vez que o RR no presente já apresenta valores menores em relação às DCV. Contudo, as projeções mostraram aumento do risco relativo de mortalidade de idosos por DRSP associados às OC no Brasil e em todas suas regiões administrativas, variando entre os períodos quente e frio e definição de OC (Figura 8.6). No Brasil, as projeções mostram altos riscos relativos de mortalidade de idosos para OC mais extremas, principalmente no período quente, onde o risco atinge 1,45 no futuro distante (aumento de 45% na mortalidade).

Na região Centro-Oeste, OC definidas no P95 mostraram riscos relativos mais elevados no futuro durante o período quente (RR entre 1,15 a 2,2), já as OC definidas no P98, essas mostraram maiores riscos relativos no período frio da região (RR entre 1,1 a 2,0 no futuro distante). Na região Nordeste, o modelo Eta-MIROC5 mostrou riscos bem maiores no futuro

do que o modelo Eta-HADGEM2-ES, principalmente durante o período frio (Figura 8.6). Para a definição de OC no P90, os riscos se mostraram maiores no período frio atingindo $RR=1,6$ no futuro distante (aumento de 60% na mortalidade). Assim como para DCV, as regiões Norte e Sudeste do país também apresentaram os riscos relativos mais elevados de mortalidade por DRSP associados às ondas de calor (Figura 8.6). Entretanto, na região Norte, o RR é maior no período frio da região, isto mostra que no futuro na região Norte a persistência e intensidade das OC no período frio aumentarão, o que contribuirá para o aumento do risco de mortalidade na região (aumento de até 2,6 vezes na mortalidade de idosos). Já na região Sudeste o RR de mortalidade por DRSP se mostrou maior durante o período quente. As projeções mostram que no futuro o RR esperado é acima de 2,0 (aumento de 100% na mortalidade), sendo ainda maior no P90 em 2079-2099 (aumento de 190%). Já durante o período frio, os riscos se mostraram maiores para os casos mais extremos de OC (P98).

Os RR na região Sul do país na atualidade são os menos elevados e as projeções também mostram riscos menos elevados no futuro em comparação com as demais regiões do país. Casos mais extremos de OC deverão aumentar o RR no futuro durante o período quente na região, principalmente em 2030-2050 (aumento entre 10 a 20% na mortalidade).

A Figura 8.7 mostra um resumo (média entre os modelos climáticos e períodos do ano) da projeção do risco de mortalidade de idosos por DCV e DRSP no Brasil, considerando as ondas de calor mais extremas (P98).

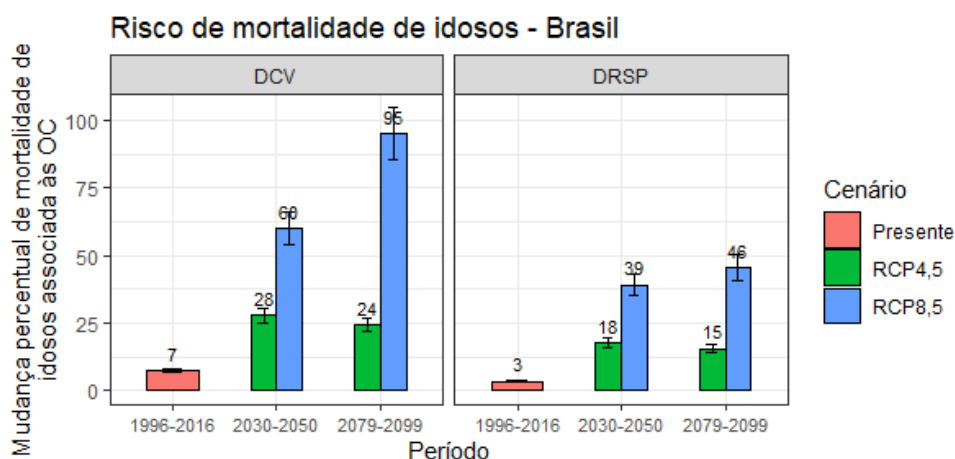


Figura 8.7 – Mudança percentual no risco de mortalidade de idosos por DCV e DRSP durante ondas de calor no presente (1996-2016), futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099) em relação aos dias sem ondas de calor nos cenários RCP4.5 e RCP8.5. A figura mostra uma média do risco entre os modelos climáticos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 e período quente e frio, considerando a definição de onda de calor no P98.

No Brasil como um todo, a meta-análise das projeções mostra que no futuro próximo a mortalidade de idosos por DCV deve aumentar 28% (IC95%: 25%-32%) no cenário mais brando (RCP4.5), já no cenário RCP8.5 o aumento esperado é de 60% (IC95%: 52%-64%) em dias de ondas de calor em relação aos dias sem ondas de calor (Figura 8.7). Em relação ao presente, o risco de mortalidade de idosos por DCV deve aumentar em média no Brasil em 300% no futuro próximo no RCP4.5 e 757% no cenário RCP8.5 (Figura 8.7). No futuro distante (2079-2099), o aumento do risco de mortalidade no RCP4.5 se mantém próximo da projeção para o futuro próximo, aumento de 24% (IC95%: 22%-28%) na mortalidade por DCV durante ondas de calor em relação aos dias sem ondas de calor. Com relação ao presente, o aumento no risco de mortalidade por DCV deve ser de 242% no RCP4.5 e 1257% no pior cenário das mudanças climáticas (RCP8.5).

O risco de mortalidade por DRSP em média também é esperado aumentar durante ondas de calor, muito mais do que o observado no presente. Apesar dos aumentos no risco de mortalidade serem maiores por DCV durante ondas de calor em relação aos dias sem ondas de calor, o aumento em relação ao presente é maior na mortalidade por DRSP. Em relação ao presente, o risco de mortalidade de idosos por DRSP deve aumentar 500% no cenário mais brando (RCP4.5) e 1200% no pior cenário (RCP8.5). Já no futuro distante o aumento na mortalidade em relação ao presente deve ser de 400% no RCP4.5 e de 1433% no cenário RCP8.5 das mudanças climáticas. Desta forma, pelas projeções é possível constatar que o risco de mortalidade por DRSP aumentará mais em relação ao presente do que por DCV, contudo, os riscos por DCV ainda permanecerão mais elevados.

De forma geral, com o aumento do número de dias com OC no país, é esperado o aumento do RR de mortalidade de idosos tanto por DCV quanto por DRSP associados às OC no futuro, sendo maior por DCV em todas as regiões.

8.6 QUANTIFICAÇÃO DAS MORTES ATRIBUÍVEIS ÀS ONDAS DE CALOR

8.6.1 HIPÓTESE DE NENHUMA ADAPTAÇÃO

As Figuras 8.8-8.13 apresentam a taxa média anual de óbitos de idosos a cada 100 mil habitantes idosos por DCV e DRSP associadas às ondas de calor no Brasil, na região Norte, Nordeste, Centro-Oeste, Sudeste e Sul, respectivamente. As taxas médias anuais correspondem

aos períodos do presente (1996-2016), futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099), considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas e ocorrência de ondas de calor nos períodos quente e frio nas definições de OC (P90, P95 e P98) em uma hipótese de nenhuma adaptação ao clima.

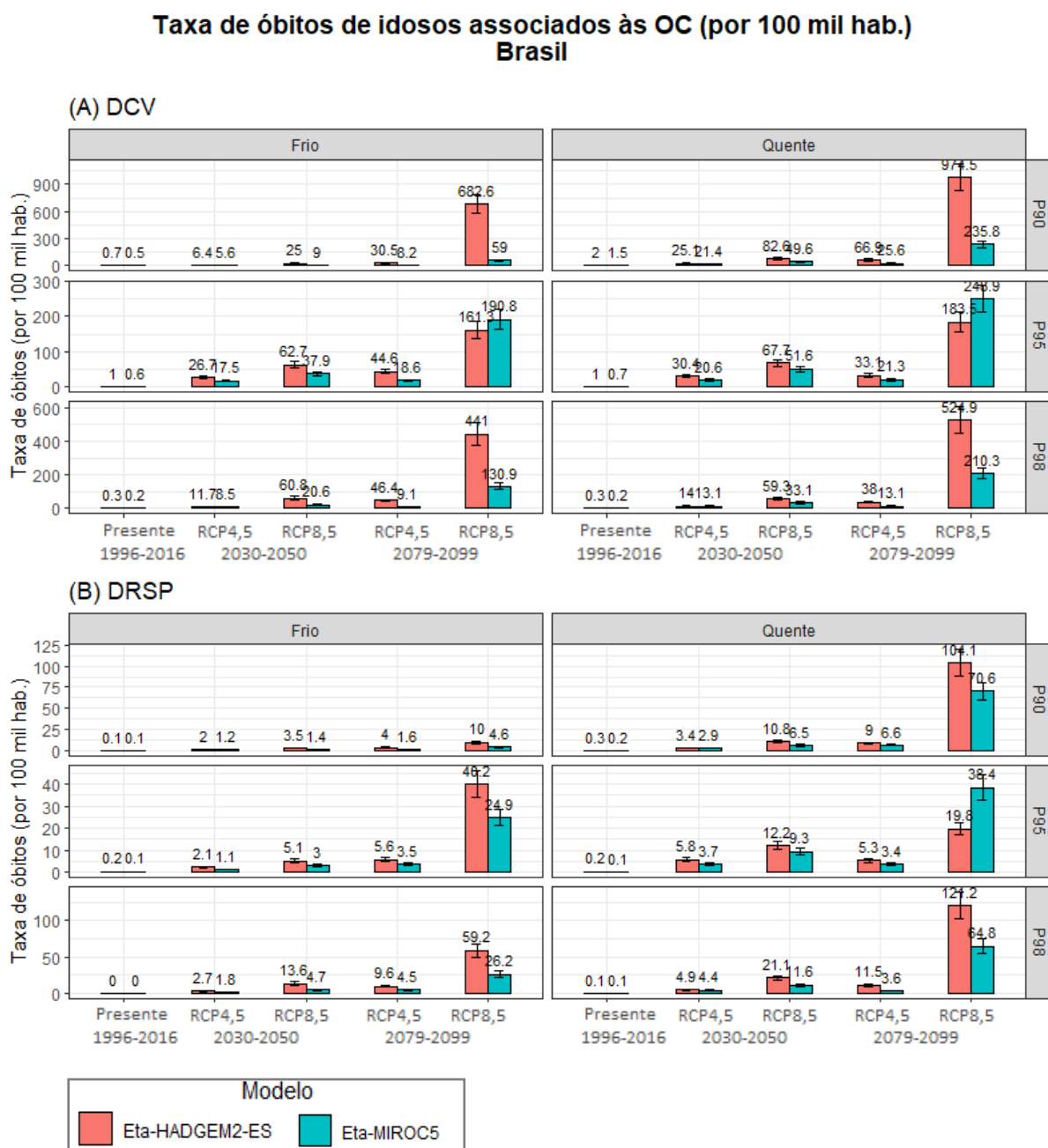


Figura 8.8 – Taxa de mortalidade de idosos média no Brasil a cada 100 mil habitantes idosos por (A) DCV e (B) DRSP associadas às OC no presente (1996-2016) e projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099), considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas e as definições de OC (P90, P95 e P98) em uma hipótese de não adaptação. Elaborado pela autora (2022).

Taxa de óbitos de idosos associados às OC (por 100 mil hab.) Região Norte

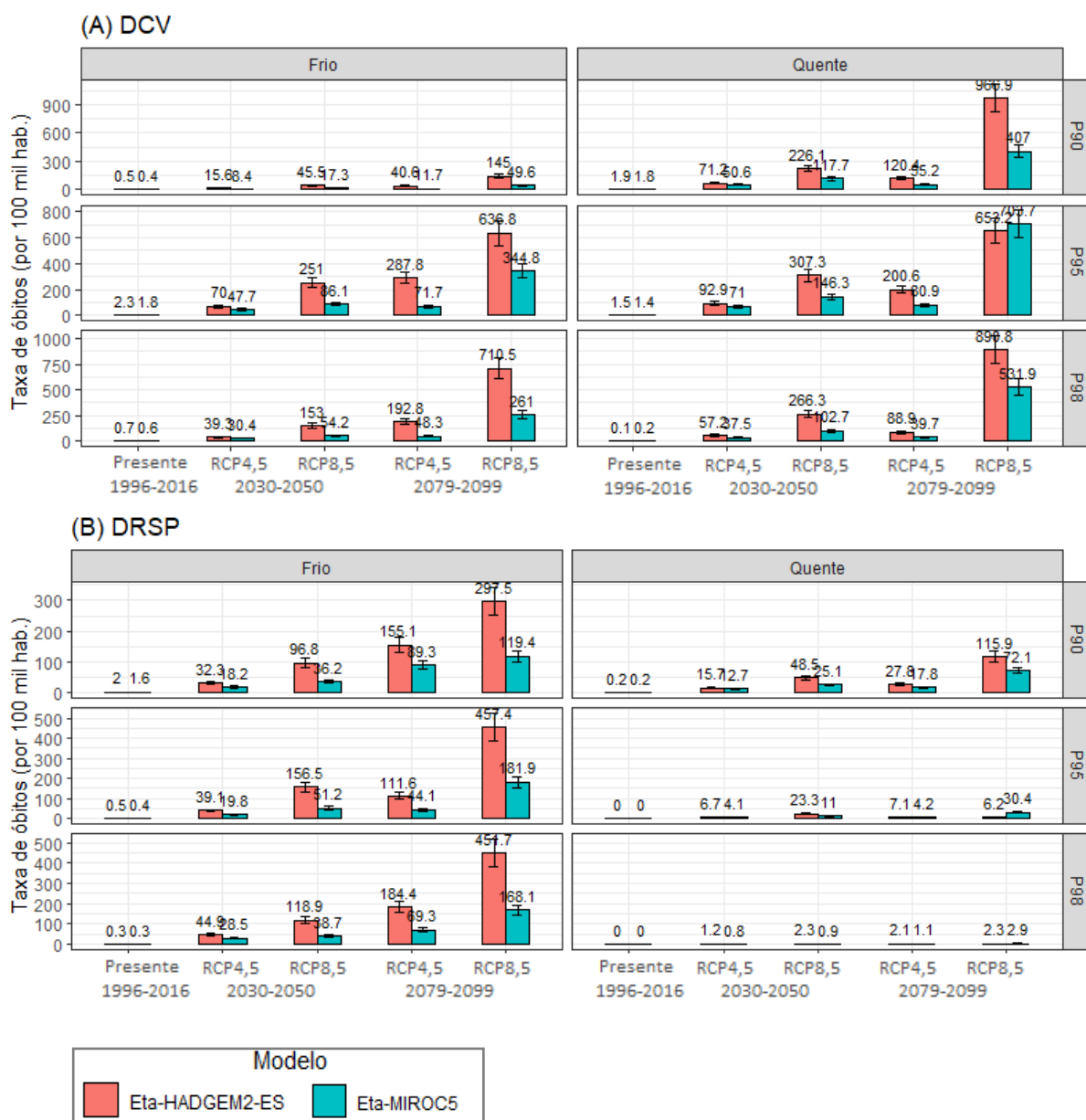


Figura 8.9 – Taxa de mortalidade de idosos média na Região Norte a cada 100 mil habitantes idosos por (A) DCV e (B) DRSP associadas às OC no presente (1996-2016) e projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099), considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas e as definições de OC (P90, P95 e P98) em uma hipótese de não adaptação. Fonte: Elaborado pela autora (2022).

Taxa de óbitos de idosos associados às OC (por 100 mil hab.) Região Nordeste

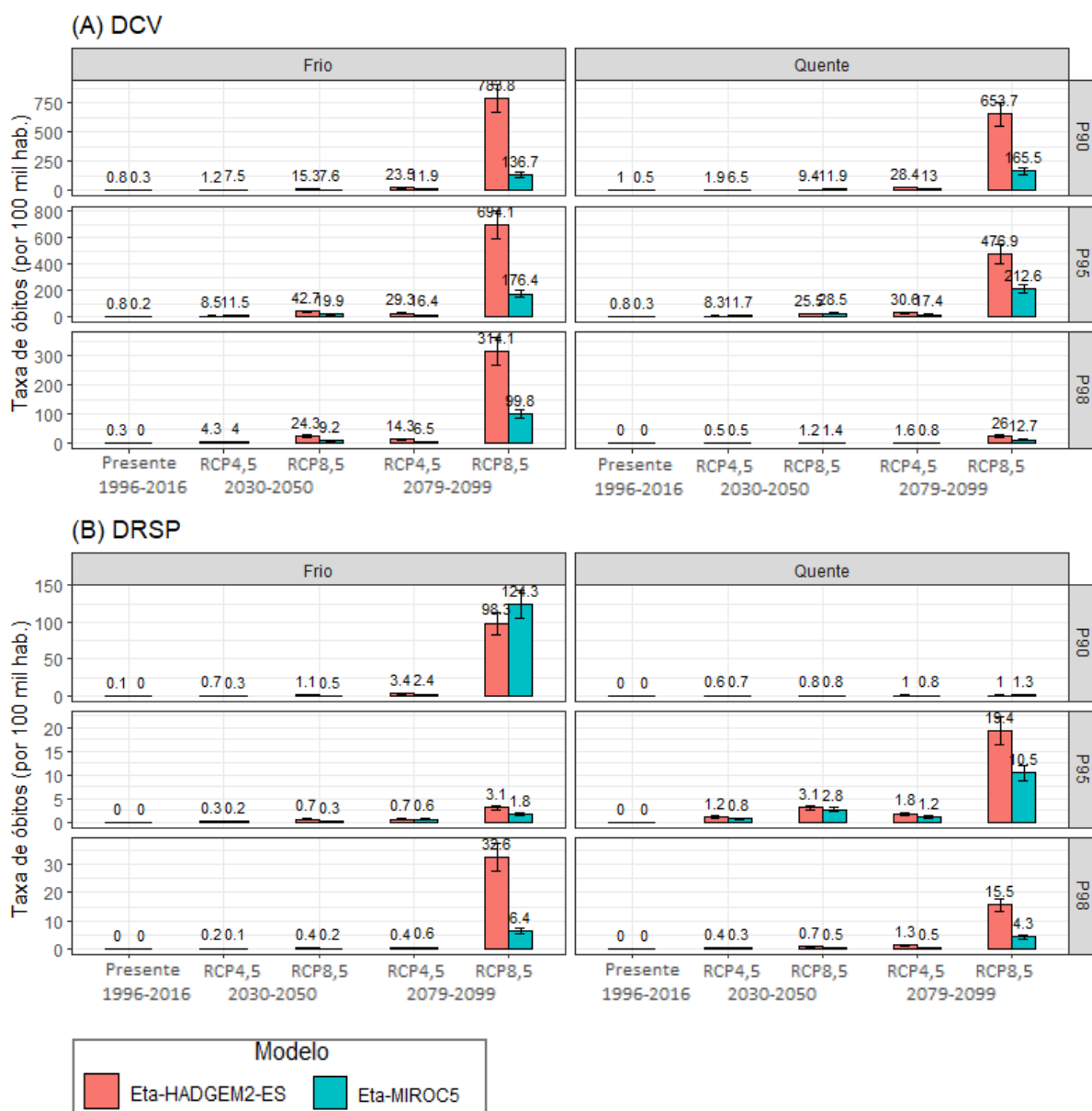


Figura 8.10- Taxa de mortalidade de idosos média na Região Nordeste a cada 100 mil habitantes idosos por (A) DCV e (B) DRSP associadas às OC no presente (1996-2016) e projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099), considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas e as definições de OC (P90, P95 e P98) em uma hipótese de não adaptação. Fonte: Elaborado pela autora (2022).

Taxa de óbitos de idosos associados às OC (por 100 mil hab.) Região Centro-Oeste

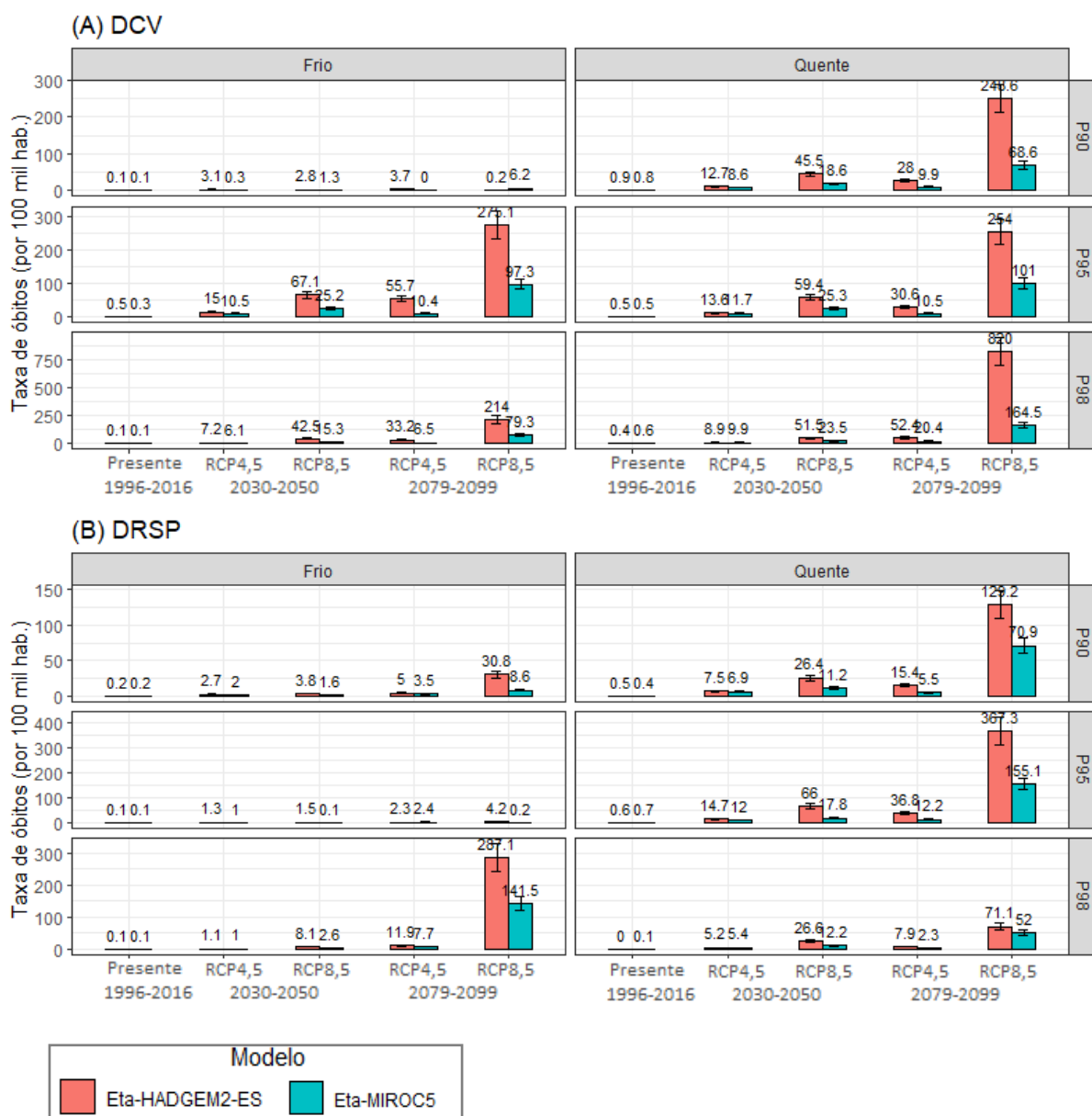


Figura 8.11 – Taxa de mortalidade de idosos média na Região Centro-Oeste a cada 100 mil habitantes idosos por (A) DCV e (B) DRSP associadas às OC no presente (1996-2016) e projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099), considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas e as definições de OC (P90, P95 e P98) em uma hipótese de não adaptação. Fonte: Elaborado pela autora (2022).

Taxa de óbitos de idosos associados às OC (por 100 mil hab.) Região Sudeste

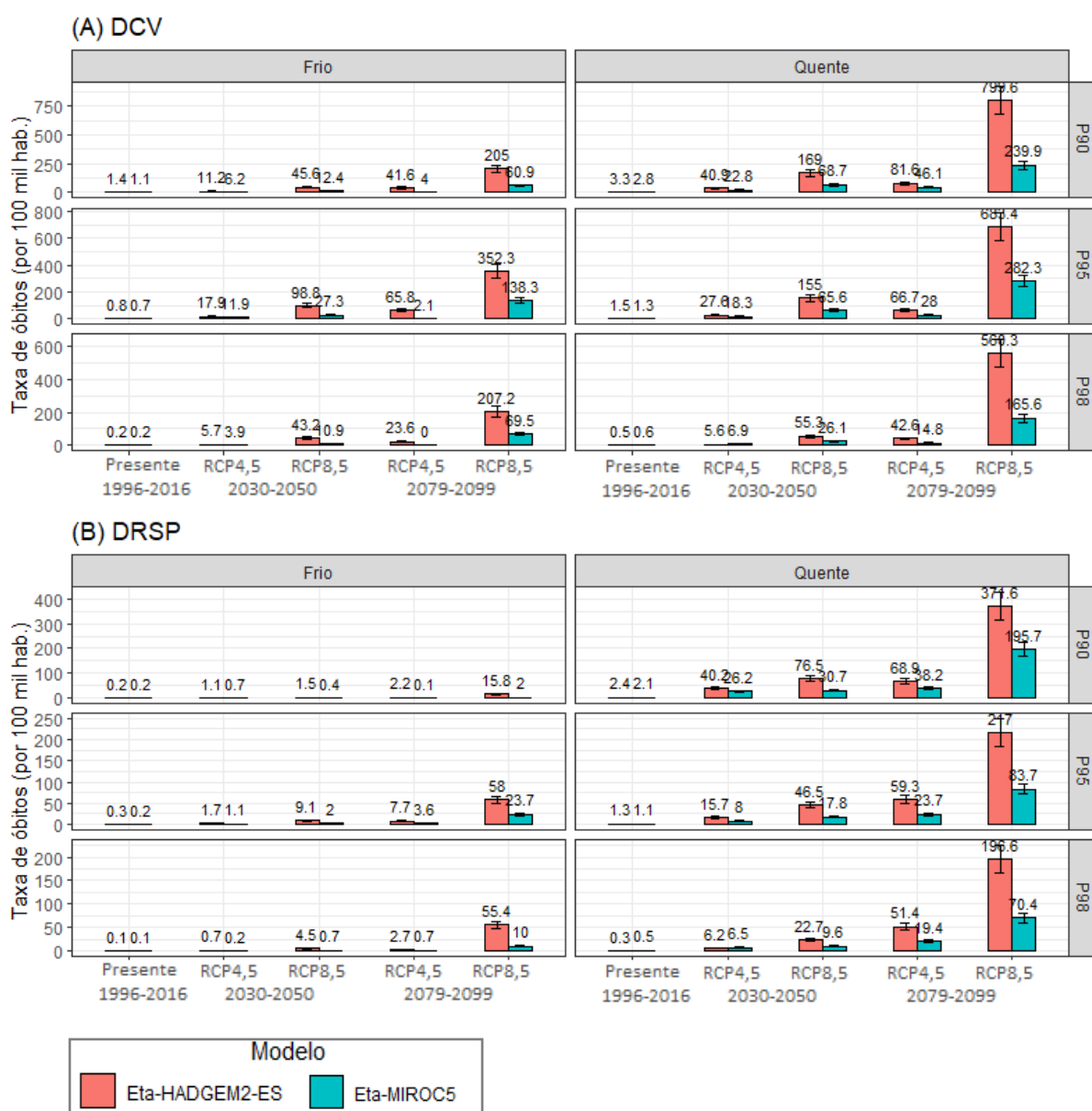


Figura 8.12 – Taxa de mortalidade de idosos média na Região Sudeste a cada 100 mil habitantes idosos por (A) DCV e (B) DRSP associadas às OC no presente (1996-2016) e projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099), considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas e as definições de OC (P90, P95 e P98) em uma hipótese de não adaptação. Fonte: Elaborado pela autora (2022).

Taxa de óbitos de idosos associados às OC (por 100 mil hab.) Região Sul

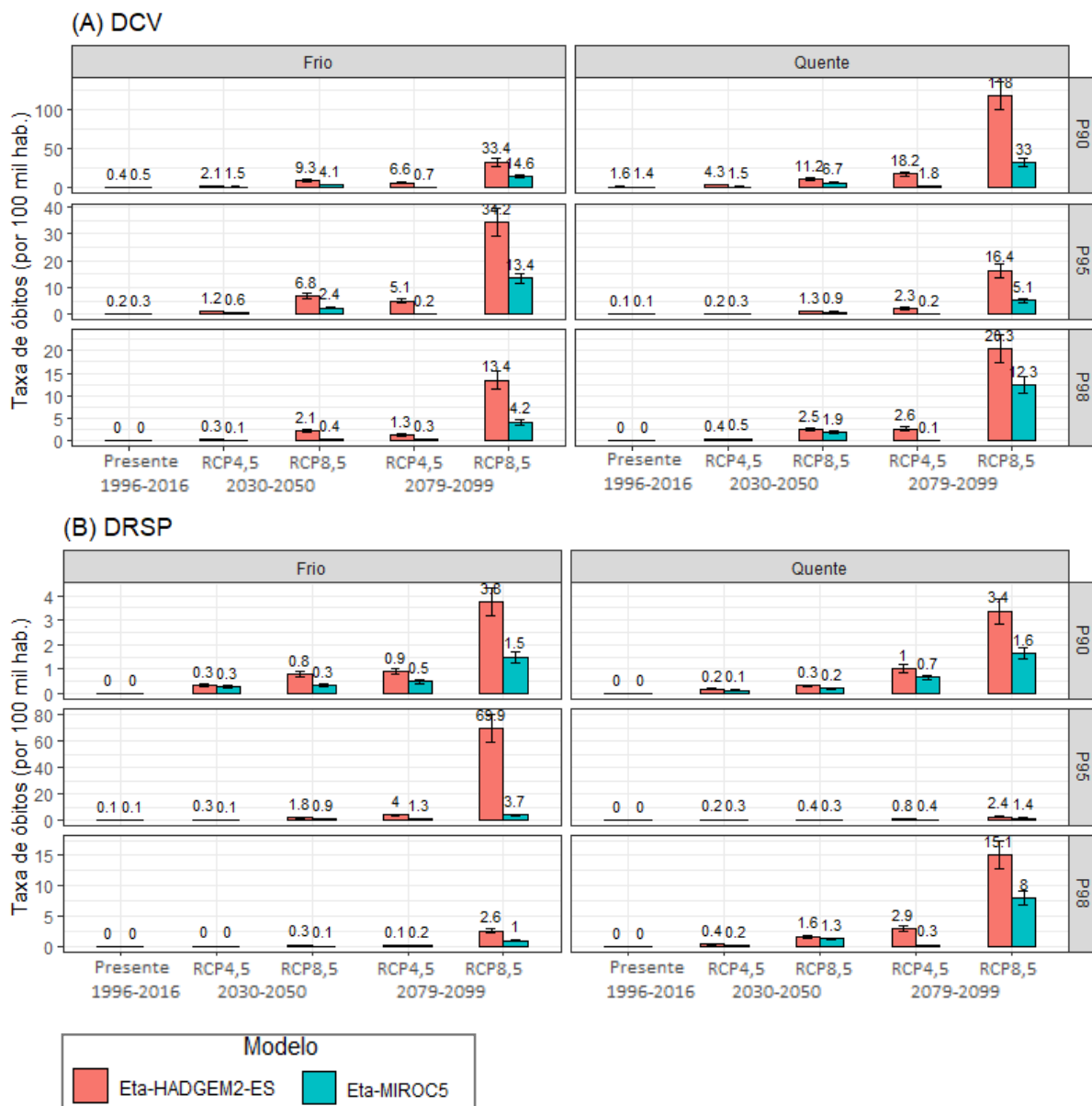


Figura 8.13 – Taxa de mortalidade de idosos média na região Sul a cada 100 mil habitantes idosos por (A) DCV e (B) DRSP associadas às OC no presente (1996-2016) e projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099), considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas e as definições de OC (P90, P95 e P98) em uma hipótese de não adaptação. Elaborado pela autora (2022).

Os resultados mostram que se não houver nenhuma adaptação, a taxa média de mortes de idosos associados às ondas de calor no Brasil e em suas regiões administrativas é esperada aumentar, principalmente durante o período quente em 2079-2099 no pior cenário (RCP8.5). No presente (1996-2016) e no futuro próximo (2030-2050) a taxa de óbitos associada às OC simuladas e projetadas pelos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 são muito semelhantes, com diferenças muito pequenas na taxa média anual de óbitos. Entretanto, no futuro distante (2079-2099), as taxas de óbitos se mostraram muito maiores no modelo Eta-HADGEM2-ES.

Em média no Brasil, a taxa de óbitos por DCV se mostrou elevada para a definição de OC no P90 (entre 743 a 974 óbitos anuais por DCV a cada 100 mil habitantes no futuro distante no pior cenário), no qual mais OC são identificadas, uma vez que representam 10% dos casos mais extremos (Figura 8.8a). Já por DRSP (Figura 8.8b), a taxa de morte é esperada aumentar tanto no período quente quanto no período frio, porém, as projeções mostram uma taxa de mortalidade associada às OC maior no período quente para a definição P90 de OC (entre 70 a 104 óbitos anuais por DRSP a cada 100 mil habitantes no futuro distante no pior cenário).

Na região Norte (Figura 8.9), apesar de ambos os períodos mostrarem aumento de óbitos, as projeções mostram que a média de óbitos anuais de idosos por DCV é esperada aumentar mais durante o período quente da região, podendo atingir até em média 967 óbitos por ano a cada 100 mil habitantes idosos em 2079-2099 no pior cenário (Figura 8.9a). No futuro distante é esperado que os óbitos por DCV associados às OC mais extremas sejam responsáveis em média por mais de 600 óbitos por ano a cada 100 mil habitantes idosos no pior cenário (Figura 8.9a). Por DRSP (Figura 8.9b), a taxa média de óbitos associada às OC é esperada aumentar mais no período frio da região, principalmente para definição de ondas de calor no P95 neste período (em média entre 181 e 457 óbitos anuais de idosos a cada 100 mil habitantes idosos no futuro distante no pior cenário).

Assim como na região Norte, a taxa média de óbitos de idosos na região Nordeste é esperada aumentar mais durante o período frio (Figura 8.10). Contudo, as projeções mostraram que a região Nordeste é a segunda região com a menor taxa de óbitos de idosos por DRSP (Figura 8.10b) e a terceira por DCV (Figura 8.10a) associada às OC no país. O modelo Eta-HADGEM2-ES projeta mais óbitos no futuro do que o modelo Eta-MIROC5, entretanto a diferença entre os modelos é mais acentuada no cenário RCP8.5 em 2079-2099, assim como nas demais regiões. O modelo Eta-HADGEM2-ES mostra que o número de óbitos anuais de

idosos por DCV pode atingir mais de 783 óbitos por ano a cada 100 mil habitantes idosos no futuro distante (Figura 8.10a). Com relação as DRSP (Figura 8.10b), as projeções mostram valores menores de óbitos anuais em relação aos óbitos por DCV. É esperado também que estes óbitos sejam maiores durante o período frio da região (Figura 8.10b). No P90 (definição na qual o número de óbitos é maior), o modelo Eta-MIROC5 mostra que os óbitos por DRSP podem atingir 124 óbitos anuais a cada 100 mil habitantes idosos (Figura 8.10b).

A região Centro-Oeste (Figura 8.10) é a segunda região com maior taxa média anual de óbitos associada às OC do país. A taxa média anual de óbitos por DCV associada às OC é esperada ser maior no período quente para os casos mais extremos de OC (P98) (Figura 8.11a). Assim como as demais regiões, as projeções foram mais elevadas no modelo Eta-HADGEM2-ES (em média 820 óbitos anuais de idosos por DCV a cada 100 mil habitantes idosos no futuro distante, considerando o pior cenário e definição P98).

Para DRSP (Figura 8.11b), a taxa média anual de óbitos associada às OC é esperada ser maior durante o período quente da região. As projeções mostram que a taxa média anual deve aumentar no futuro próximo e mais ainda no futuro distante em ambos os cenários climáticos, contudo, o cenário RCP8.5 no futuro distante mostra as piores projeções (em média 367 óbitos anuais de idosos por DRSP a cada 100 mil habitantes idosos, considerando a definição P95) (Figura 8.11b). Assim como as demais regiões, a taxa média anual de óbitos de idosos associada às OC é esperada ser maior por DCV do que por DRSP.

Para a região Sudeste (Figura 8.12), a taxa média anual de óbitos tanto por DCV quanto por DRSP é esperada aumentar no futuro. A região Sudeste é a terceira região do país que apresenta a maior taxa anual de óbitos de idosos por ambas as doenças, sendo majoritariamente elevada durante o período quente da região. As OC definidas no P90 apresentam as maiores projeções de mortalidade no futuro durante o período quente, isto porque, o risco de mortalidade e OC são esperados aumentar nesta definição. Já durante o período frio, as projeções mostram que OC definidas no P95 aumentam a taxa de óbitos no período na região. O cenário RCP8.5 mostra as projeções mais pessimistas, durante o período quente em 2030-2050 é esperada uma taxa de óbitos anuais de idosos por DCV associada às OC entre 26 a 169 óbitos a cada 100 mil habitantes (Figura 8.12a). Já em 2079-2099, durante o período quente é esperada uma taxa média anual de óbitos por DCV entre 46 e 800 óbitos a cada 100 mil habitantes (mais alta no modelo Eta-HADGEM2-ES) (Figura 8.12a).

As projeções mostram que a taxa de óbitos de idosos por DRSP associada às OC durante o período frio na região Sudeste deve ser baixa (entre 6 a 205 óbitos anuais a cada 100 mil habitantes idosos), os valores mais altos são esperados na definição P90 no futuro distante (Figura 8.12b). Já durante o período quente, as projeções mostram valores mais altos de óbitos anuais de idosos por DRSP associados às OC, entre 26 e 76 óbitos anuais a cada 100 mil habitantes idosos no futuro próximo e entre 38 e 371 óbitos anuais a cada 100 mil habitantes idosos no futuro distante.

Para região Sul do país (Figura 8.13), a taxa média anual de óbitos de idosos associada às OC é esperada aumentar, entretanto o aumento esperado é muito menor do que nas demais regiões do país, principalmente por DRSP (Figura 8.13b). Por DCV (Figura 8.13a), as projeções mostram que o aumento na taxa de óbitos deve ser maior durante o período quente, principalmente no futuro distante no cenário RCP8.5 (entre 33 a 118 óbitos anuais a cada 100 mil habitantes idosos). Já a taxa média de óbitos por DRSP é maior durante o período quente para eventos extremos de OC (entre 8 a 15 óbitos anuais a cada 100 mil habitantes idosos no futuro distante, considerando o cenário RCP8.5). Os óbitos baixos na região Sul do país são justificados pelo fato do risco relativo de mortalidade por OC e o próprio número de dias com OC na região serem muito baixos.

As Figuras 8.14 e 8.15 apresentam as projeções dos óbitos anuais de idosos por DCV e DRSP a cada 100 mil habitantes idosos associados às OC nas capitais brasileiras na hipótese de nenhuma adaptação. As projeções apresentadas nas Figuras 8.13 e 8.14 para 2030-2050 e 2079-2099 nos cenários das mudanças climáticas, se refere a média dos óbitos projetados pelos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para o ano todo (soma do período quente e frio), considerando apenas a definição P90 (definição que apresentou maior número de óbitos no futuro). As projeções dos óbitos de idosos para cada capital em cada modelo climático, período do ano e definição de OC estão apresentadas no Apêndice E.

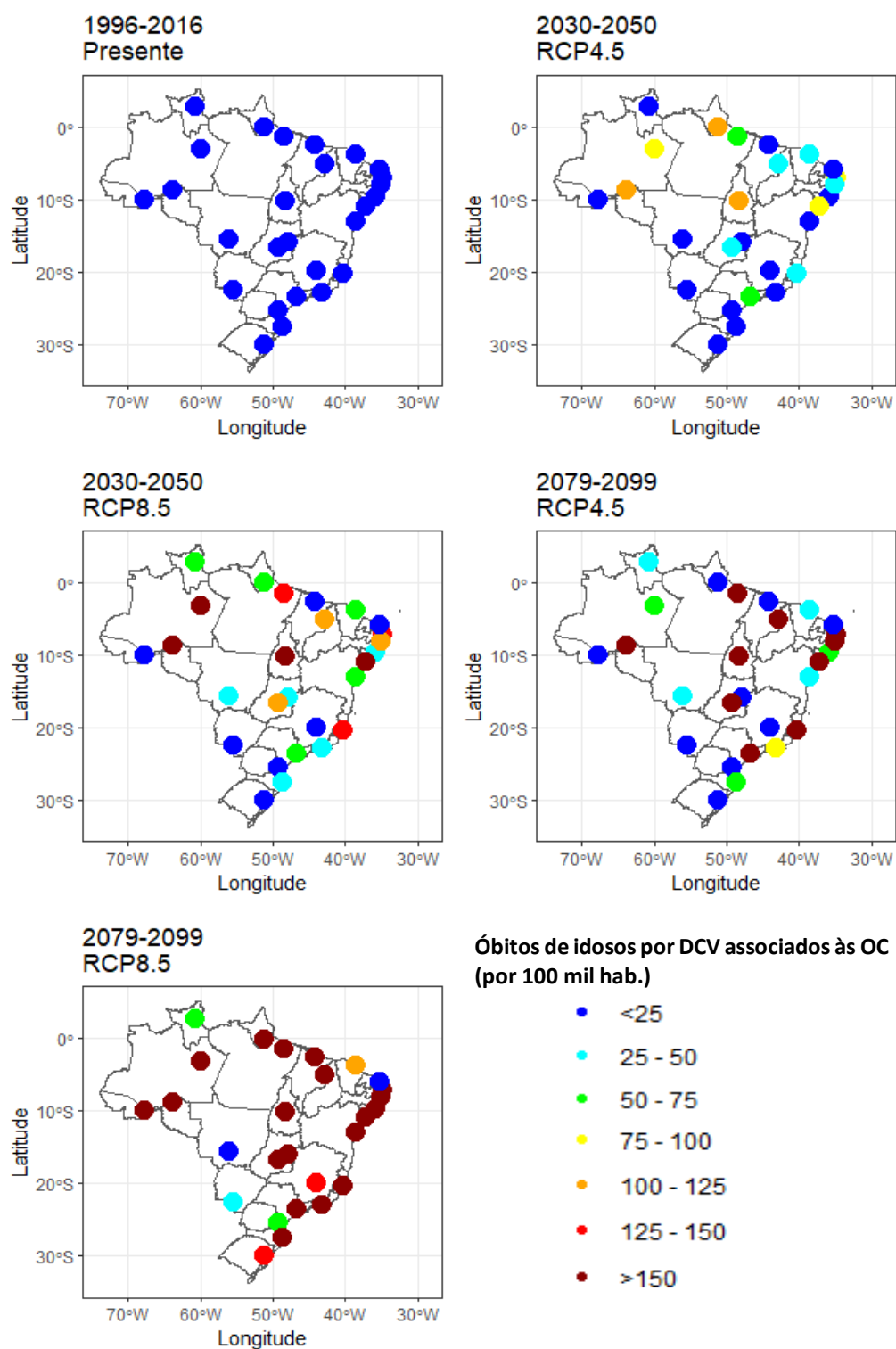


Figura 8.14 – Taxa de mortalidade de idosos a cada 100 mil habitantes idosos por DCV associadas às OC nas capitais brasileiras presente (1996-2016) e projeção média dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099), considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas na definição de OC no P90 em uma hipótese de nenhuma adaptação. Fonte: Elaborado pela autora (2022).

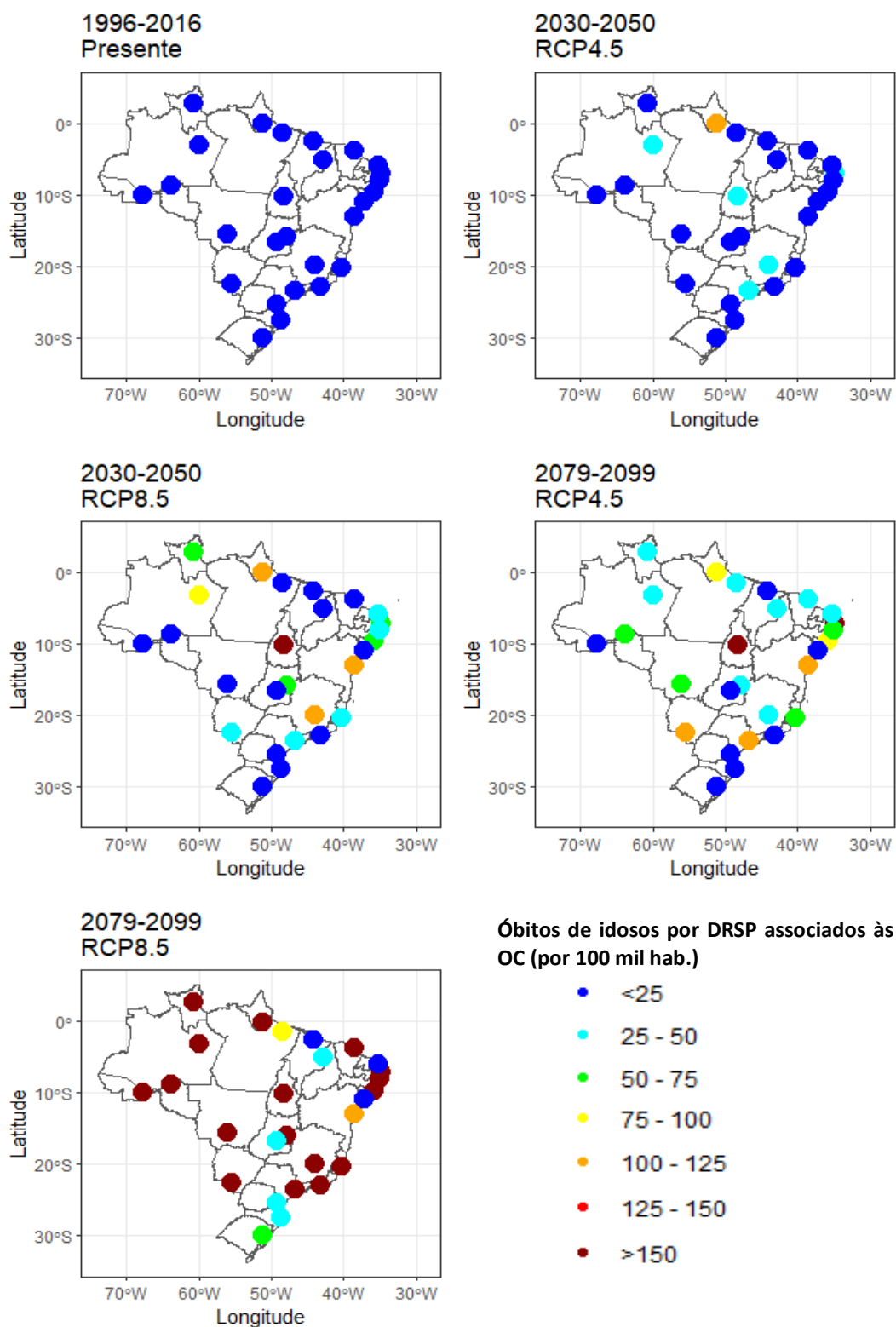


Figura 8.15 – Taxa de mortalidade de idosos a cada 100 mil habitantes idosos por DRSP associadas às OC nas capitais brasileiras presente (1996-2016) e projeção média dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099), considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas na definição de OC no P90 em uma hipótese de nenhuma adaptação. Fonte: Elaborado pela autora (2022).

Nota-se que a taxa de óbitos anuais por DCV e DRSP associadas às OC no presente é menor do que 25 óbitos de idosos a cada 100 mil habitantes em todas as capitais (Figuras 8.14 e 8.15). Em uma hipótese de nenhuma adaptação, no futuro próximo (2030-2050) a taxa de óbitos por DCV é esperada se elevar principalmente em Palmas, Manaus, Belém, Porto Velho, Goiânia, Brasília, Teresina, Fortaleza, Aracaju, São Paulo e Vitória (acima de 50 óbitos anuais a cada 100 mil habitantes) (Figura 8.14). Em Manaus, Palmas, Goiânia e Vitória é esperado acima de 150 óbitos anuais de idosos por DCV a cada 100 mil habitantes associados às OC no futuro próximo no pior cenário (Figura 8.14).

No futuro distante (2079-2099), a taxa de óbitos de idosos por DCV associada às OC é esperada aumentar ainda mais, principalmente nas regiões Norte, Sudeste e Centro-Oeste do país (Figura 8.14). No pior cenário (RCP8.5) em grande parte das capitais brasileiras é esperada uma taxa de óbitos por DCV acima de 150 óbitos de idosos anuais a cada 100 mil habitantes (Figura 8.14)

Por DRSP (Figura 8.15), a taxa anual de óbitos de idosos associada às OC é esperada aumentar no futuro próximo principalmente em Macapá, Manaus, Boa Vista, Porto Velho, Palmas, Brasília, Natal, São Paulo, Rio de Janeiro, Belo Horizonte e Vitória. O cenário RCP8.5 mostra os maiores aumentos em Macapá, Palmas e Belo Horizonte (acima de 150 óbitos anuais a cada 100 mil habitantes). No futuro distante (2079-2099) é esperado aumentar ainda mais o número de óbitos anuais por DRSP, assim como por DCV, as projeções mostram que os aumentos esperados são maiores principalmente nas regiões Norte, Sudeste e Centro-Oeste (acima 150 óbitos por ano a cada 100 mil habitantes na maioria das capitais).

8.6.1 HIPÓTESE DE ADAPTAÇÃO

As Figuras 8.16-8.21 apresentam a taxa média anual de óbitos de idosos a cada 100 mil habitantes idosos por DCV e DRSP associadas às ondas de calor no Brasil, na região Norte, Nordeste, Centro-Oeste, Sudeste e Sul, respectivamente. As taxas médias anuais correspondem aos períodos do presente (1996-2016), futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099), considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas e ocorrência de ondas de calor nos períodos quente e frio nas definições de OC (P90, P95 e P98) em uma hipótese adaptação completa ao clima.

Taxa de óbitos de idosos associados às OC (por 100 mil hab.) Brasil

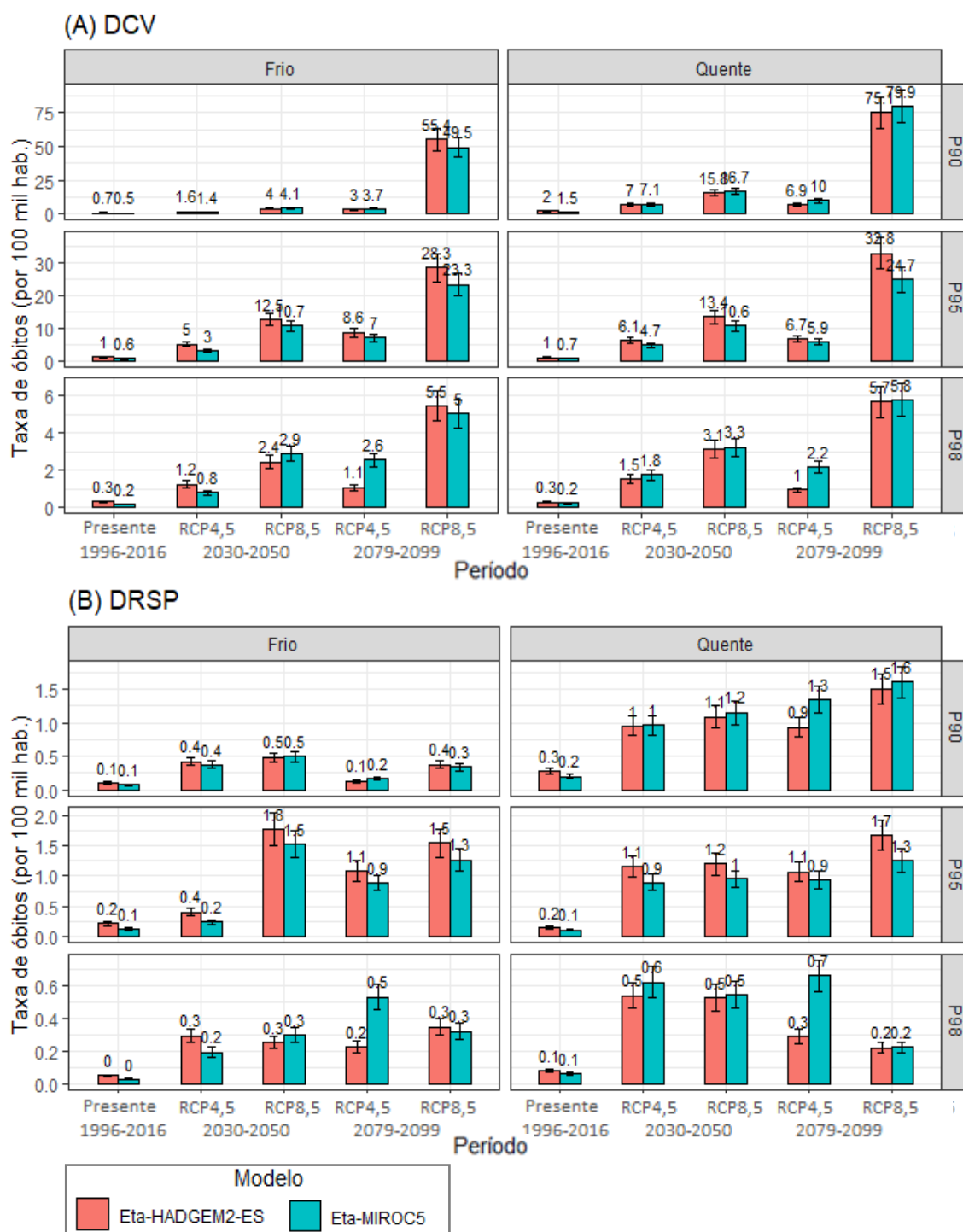


Figura 8.16 – Taxa de mortalidade de idosos média no Brasil a cada 100 mil habitantes idosos por (A) DCV e (B) DRSP associadas às OC no presente (1996-2016) e projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099), considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas e as definições de OC (P90, P95 e P98) em uma hipótese de adaptação. Fonte: Elaborado pela autora (2022).

Taxa de óbitos de idosos associados às OC (por 100 mil hab.) Região Norte

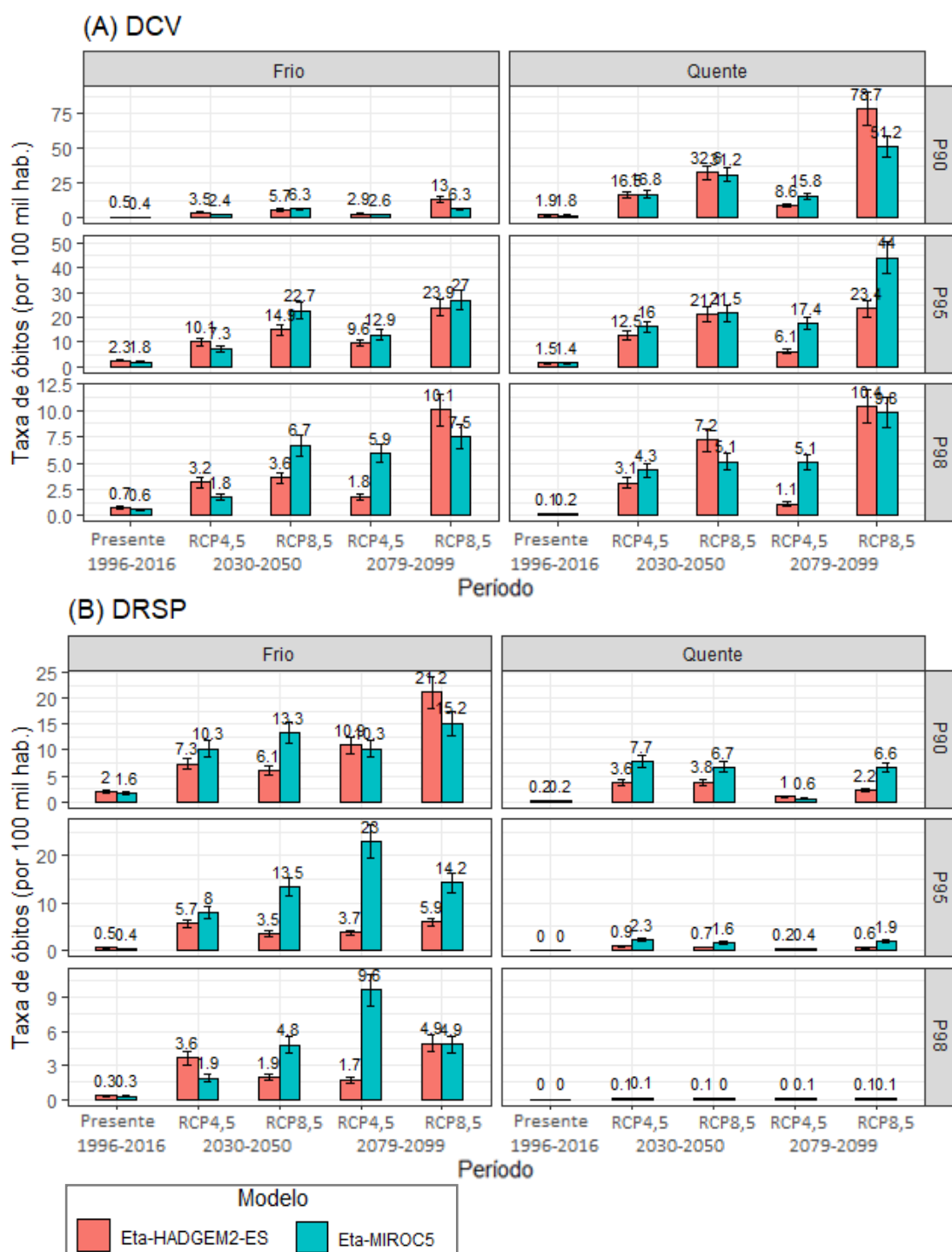


Figura 8.17 – Taxa de mortalidade de idosos média na região Norte a cada 100 mil habitantes idosos por (A) DCV e (B) DRSP associadas às OC no presente (1996-2016) e projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099), considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas e as definições de OC (P90, P95 e P98) em uma hipótese de adaptação. Fonte: Elaborado pela autora (2022).

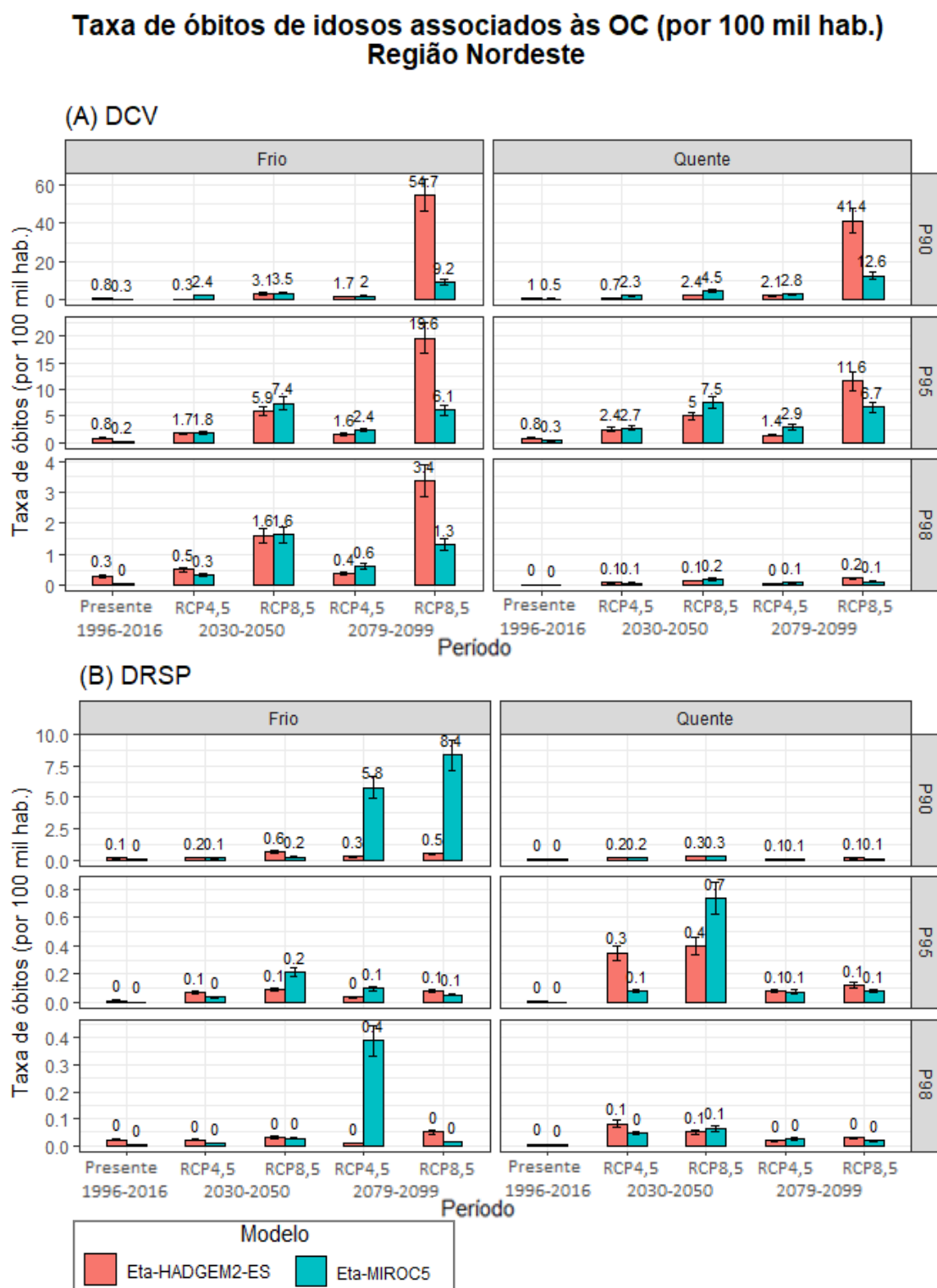


Figura 8.18 – Taxa de mortalidade de idosos média na região Nordeste a cada 100 mil habitantes idosos por (A) DCV e (B) DRSP associadas às OC no presente (1996-2016) e projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099), considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas e as definições de OC (P90, P95 e P98) em uma hipótese de adaptação. Fonte: Elaborado pela autora (2022).

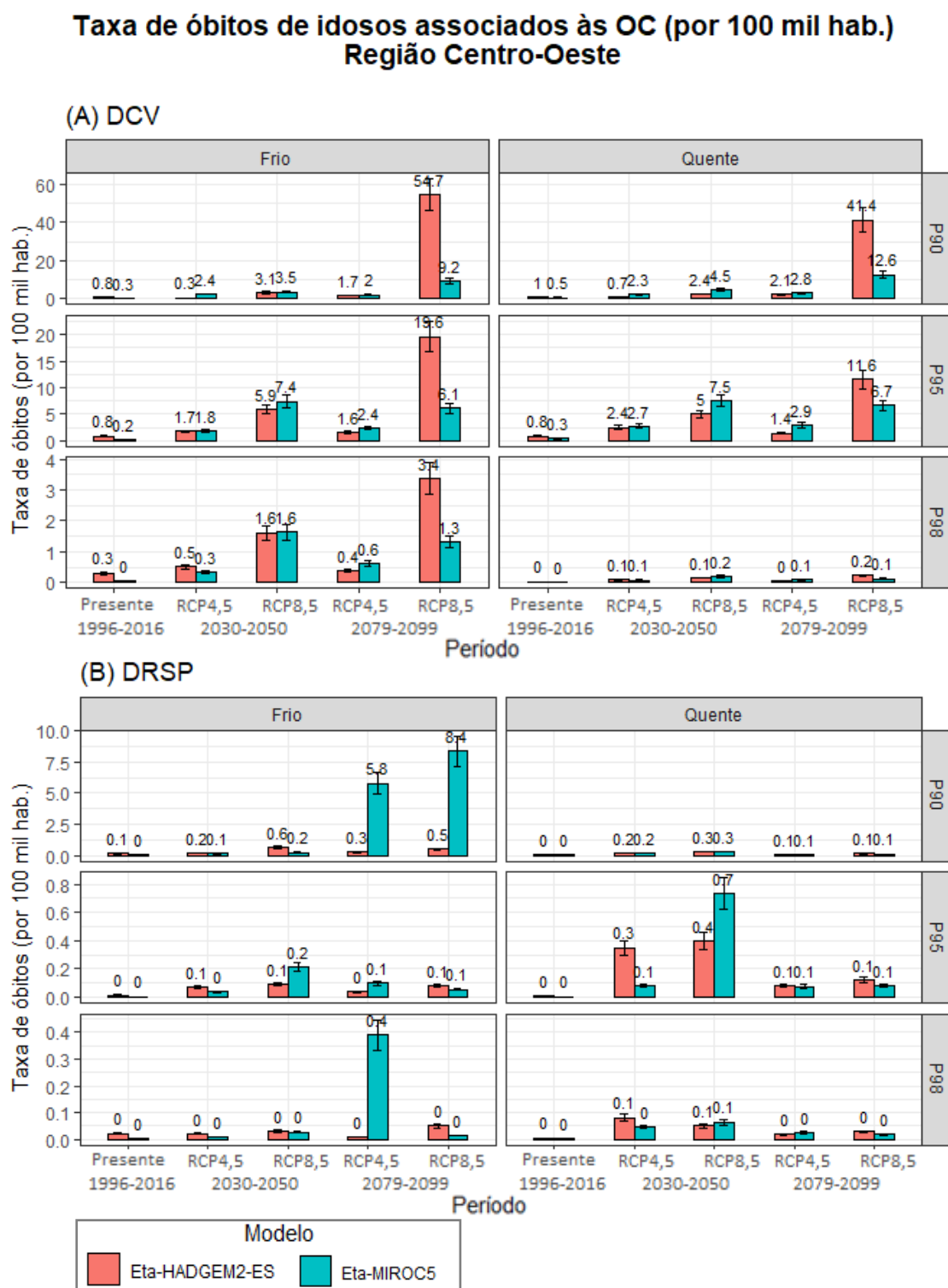


Figura 8.19 – Taxa de mortalidade de idosos média na região Centro-Oeste a cada 100 mil habitantes idosos por (A) DCV e (B) DRSP associadas às OC no presente (1996-2016) e projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099), considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas e as definições de OC (P90, P95 e P98) em uma hipótese de adaptação. Fonte: Elaborado pela autora (2022).

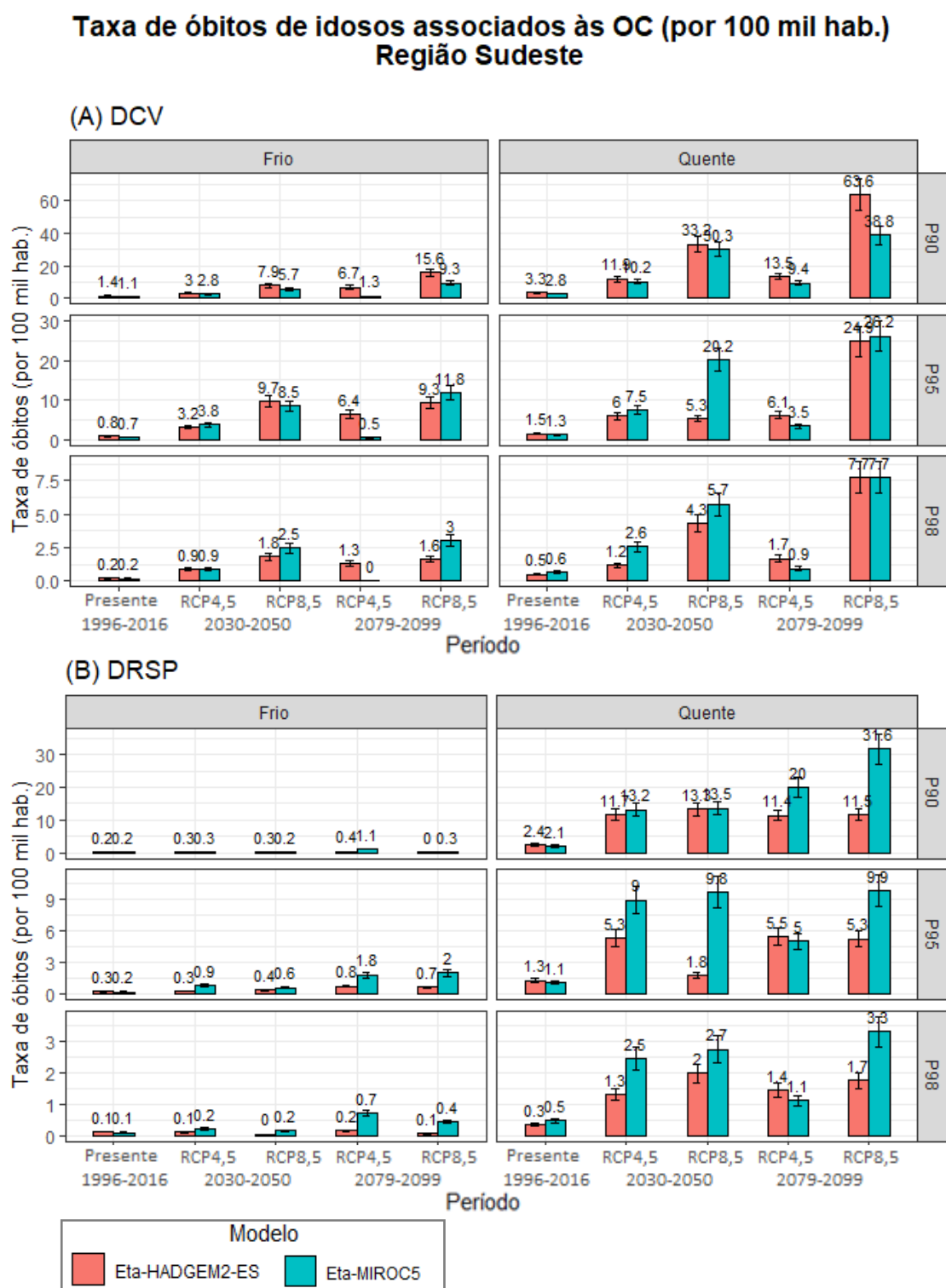


Figura 8.20 – Taxa de mortalidade de idosos média na região Sudeste a cada 100 mil habitantes idosos por (A) DCV e (B) DRSP associadas às OC no presente (1996-2016) e projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099), considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas e as definições de OC (P90, P95 e P98) em uma hipótese de adaptação. Fonte: Elaborado pela autora (2022).

Taxa de óbitos de idosos associados às OC (por 100 mil hab.) Região Sul

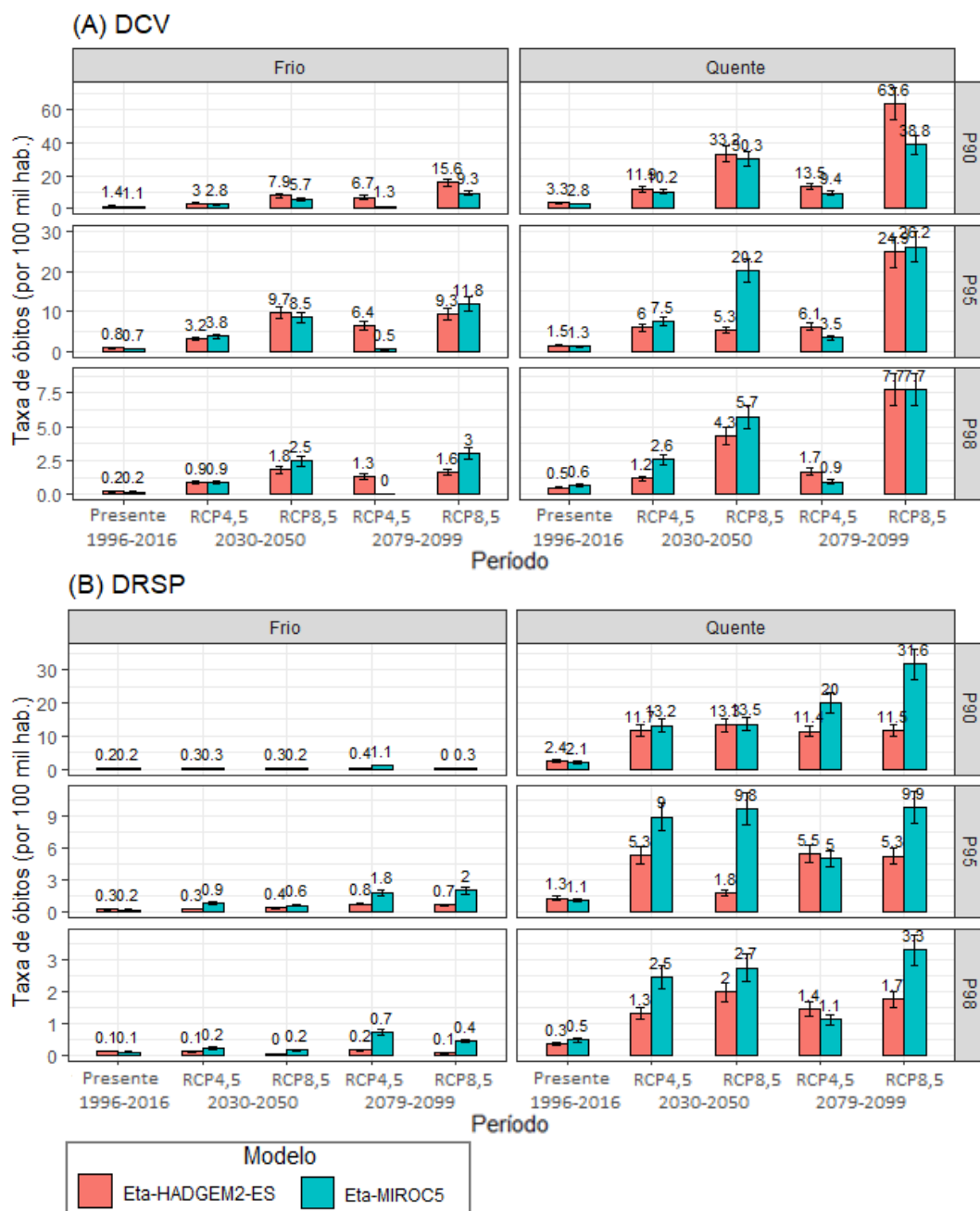


Figura 8.21 – Taxa de mortalidade de idosos média na região Sul a cada 100 mil habitantes idosos por (A) DCV e (B) DRSP associadas às OC no presente (1996-2016) e projeções dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099), considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas e as definições de OC (P90, P95 e P98) em uma hipótese de adaptação. Fonte: Elaborado pela autora (2022).

As Figuras 8.22 e 8.23 apresentam a projeção média entre os modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 dos óbitos anuais de idosos por DCV e DRSP a cada 100 mil habitantes idosos associados às OC na definição P90 nas capitais brasileiras na hipótese de adaptação

completa ao clima durante o ano todo. As projeções dos óbitos de idosos para cada capital em cada modelo climático, período do ano e definição de OC estão apresentadas no Apêndice E.

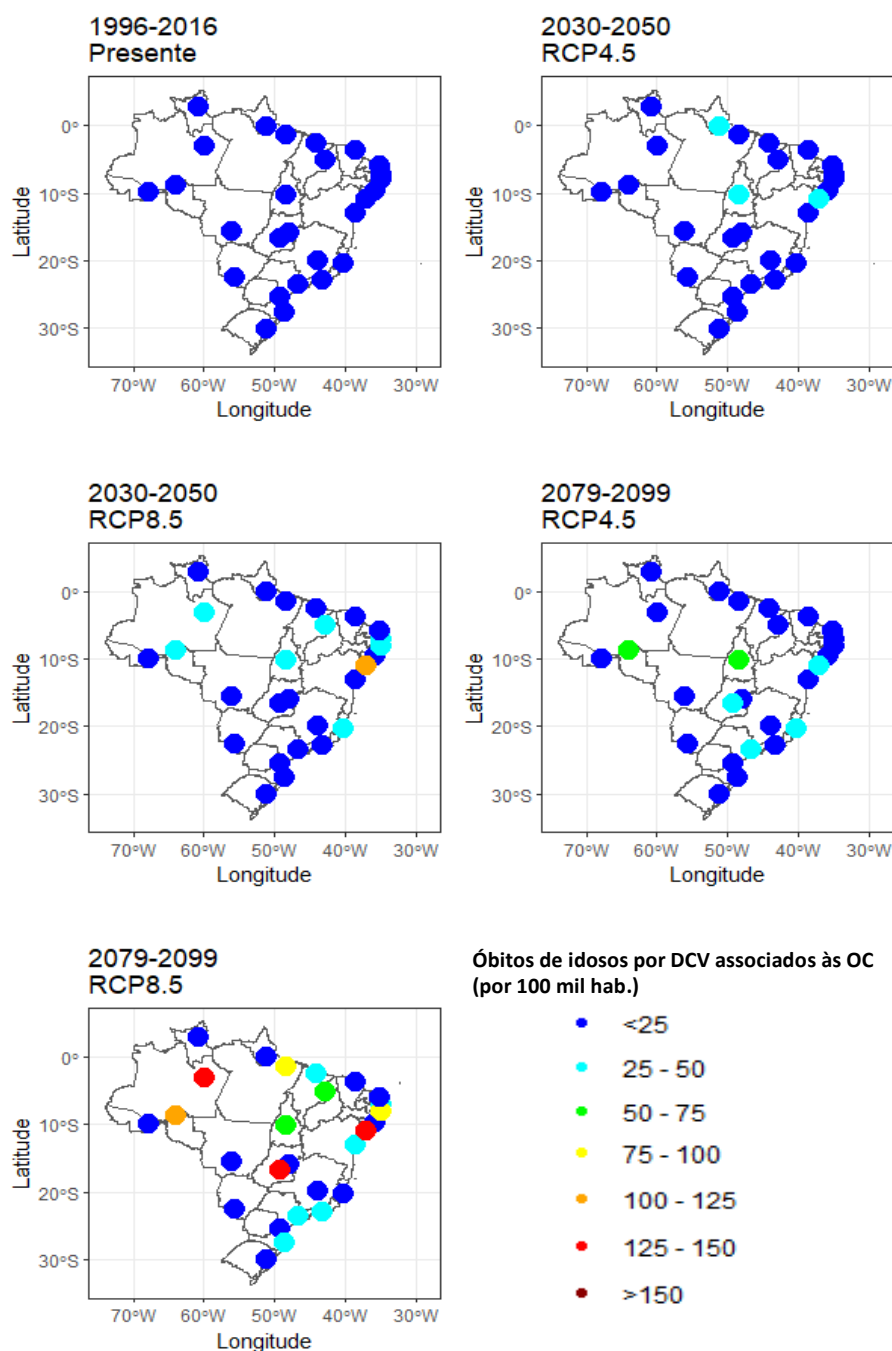


Figura 8.22 – Taxa de mortalidade de idosos a cada 100 mil habitantes idosos por DCV associadas às OC nas capitais brasileiras no presente (1996-2016) e projeção média dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099), considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas na definição de OC no P90 em uma hipótese de adaptação. Fonte: Elaborado pela autora (2022).

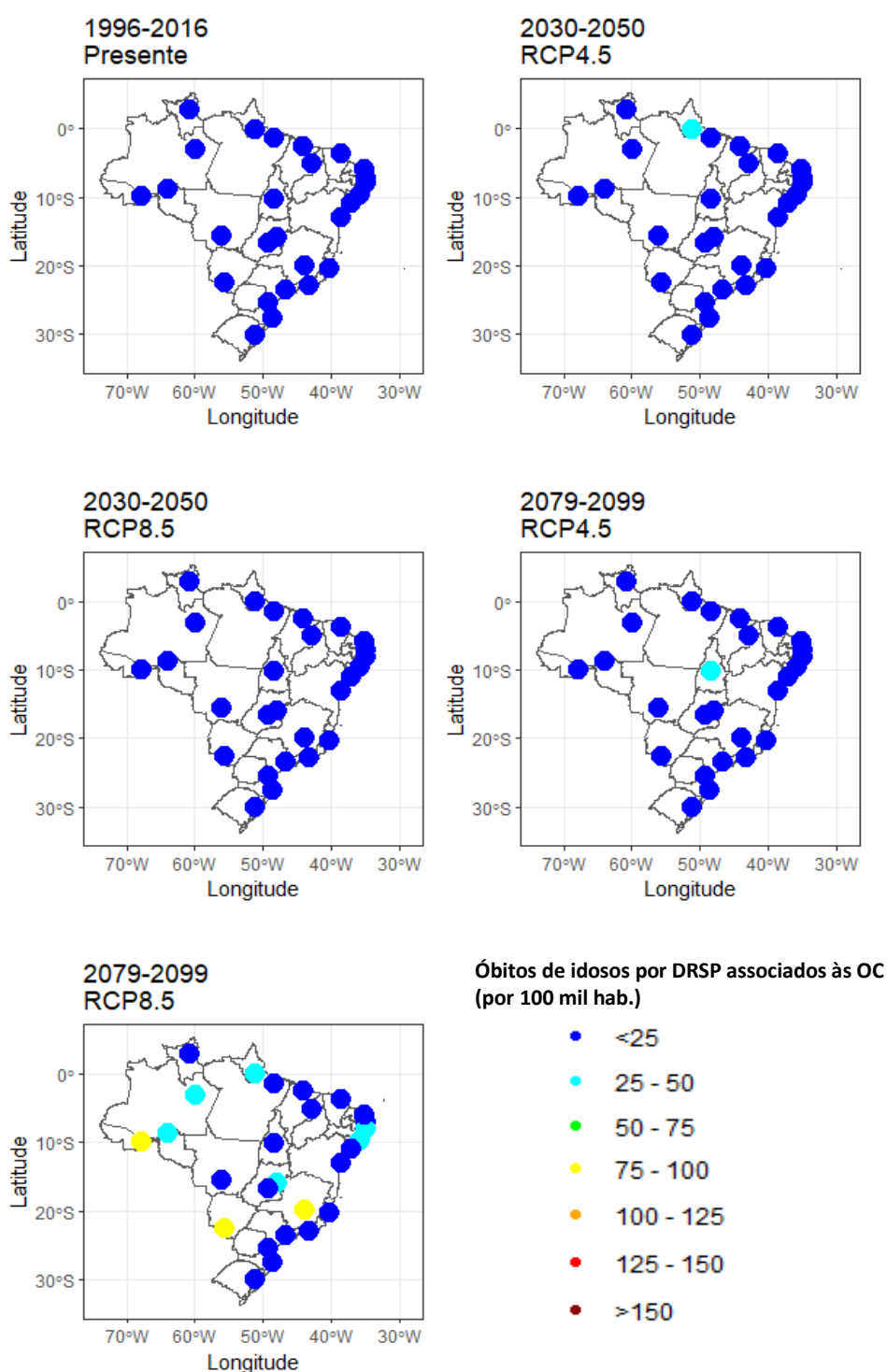


Figura 8.23 – Taxa de mortalidade de idosos a cada 100 mil habitantes idosos por DRSP associadas às OC nas capitais brasileiras presente (1996-2016) e projeção média dos modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 para o futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099), considerando os cenários RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas na definição de OC no P90 em uma hipótese de adaptação.

Em uma hipótese de adaptação completa aos eventos de OC, o número anual de mortes de idosos por DCV e DRSP em média no Brasil e nas suas regiões administrativas diminui muito em relação à hipótese de nenhuma adaptação (Figura 8.16-8.21), assim como também em cada uma das capitais brasileiras (Figuras 8.22 e 8.23). No caso de adaptação, a taxa de óbitos anuais associadas às OC se mantém próximo do que é observado nos dias atuais, apresentando pequenos aumentos entre 5% e 100%. Resultados semelhantes são observados nos estudos de Guo *et al.* (2018) e Diniz *et al.* (2020). Desta forma, constata-se que com adaptação, a taxa de óbitos no futuro não deve se elevar muito em relação ao presente, por isso métodos de adaptação são extremamente importantes para que a população consiga atingir um nível adaptativo ideal para que haja diminuição da mortalidade no futuro.

Como apresentado no Quadro 4.2, os métodos adaptativos podem vir de ações individuais, mudando hábitos da população, como alimentação, vestimentas, atividades físicas e moradias (cores das residências, tipos de materiais de construção e escolha da orientação da fachada). As ações interpessoais são importantes para o compartilhamento das informações e alertas para população (realizado em sua maioria pela mídia). As políticas comunitárias desempenham um papel importante na criação de infraestrutura adequada para que a população atinja a adaptação, como transporte público mais ventilado ou com ar condicionado (este último não seria o ideal pensando em energia e agravamento das mudanças climáticas, porém pensando no conforto térmico é ainda a melhor alternativa atualmente). O planejamento urbano é responsável pela criação de mais parques e mais áreas verdes, através do plantio de árvores (meio adaptativo mais barato e que traz resultados eficientes). A melhoria no serviço de saúde também é essencial para que a população não tenha falta de equipamentos e medicamentos indispensáveis para se manter a vida (como respiradores e oxigênio, por exemplo). Para que tudo isso seja realizado, as políticas institucionais são a chave. É necessário que cada cidade tenha projetos de adaptação e mitigação às mudanças climáticas e que esses projetos sejam cumpridos.

Pensando nisso, foi calculado o potencial adaptativo das capitais brasileiras na atualidade a partir do Índice de Adaptação Urbana (UAI) para verificar se as capitais possuem projetos que visem a adaptação e se esses projetos vêm sendo cumpridos. Caso as capitais estejam atualmente com um potencial adaptativo baixo, gestores devem se atentar para a melhoria do potencial adaptativo destas cidades, para que a população no futuro tenha capacidade de se adaptar às mudanças climáticas.

8.7 POTENCIAL ADAPTATIVO DAS CAPITAIS BRASILEIRAS

O potencial de adaptação das cidades pode ser verificado pelas intervenções urbanas, como: Habitação, Mobilidade Urbana, Agricultura Sustentável, Gestão Ambiental e Resposta aos impactos climáticos, estas são consideradas Dimensões do UAI. Se existir projetos e planos para cada uma dessas Dimensões nas cidades, isto mostra que as cidades possuem condições ideais para adaptação e, portanto, o UAI será elevado (0,8 a 1).

A Figura 8.24 apresenta as condições de cada Dimensão do UAI nas capitais brasileiras, e o índice UAI que é o resultado médio de todas as Dimensões, podendo variar de “0” para condições menos ideais a “1” condições ideais (alto potencial de adaptação) para atingir a adaptação.

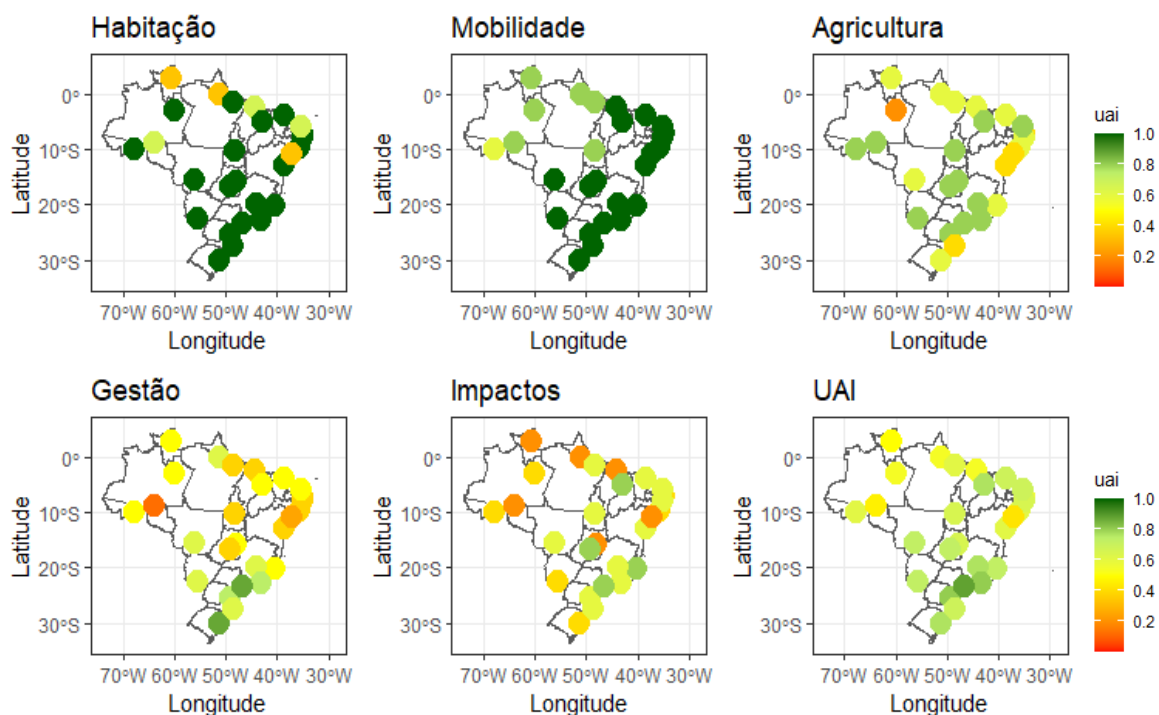


Figura 8.24 – Dimensões do UAI (habitação, mobilidade urbana, agricultura sustentável, gestão urbana, impactos das mudanças climáticas) para atingir o potencial ideal de adaptação e o UAI das capitais brasileiras e Distrito Federal. Fonte: Elaborado pela autora (2022).

De modo geral, quase todas as capitais brasileiras possuem condições ideais da Dimensão Habitação, com exceção de Florianópolis, Palmas, Salvador, Natal, Manaus e Macapá (Figura 8.24). Isto mostra que as capitais estão aplicando instrumentos de gerenciamento da questão habitacional municipal e estão ampliando seu potencial de adaptação (NEDER *et al.*, 2021). Manaus e Macapá são as únicas capitais que possuem condições menos ideais da Dimensão habitação, necessitando a criação e implementação de planos de habitação nestas cidades, uma vez que a densidade demográfica está aumentando ao longo dos anos e as questões de habitação se tornam de suma importância para ampliar o UAI nas cidades.

Entre todas as Dimensões do UAI, a Mobilidade Urbana é a dimensão que possui pontuações mais próximas do ideal nas capitais brasileiras (Figura 8.24). Palmas é a única capital que não possui Plano Municipal de Transporte, diminuindo seu Índice de Adaptação Urbana. Rio Branco tem a menor pontuação nessa Dimensão por não ter dois indicadores de Mobilidade Urbana: bicicletário e transporte coletivo intramunicipal, diminuindo assim o seu UAI.

As Dimensões Agricultura Sustentável, Gestão Ambiental e Respostas aos Impactos Climáticos possuem as menores pontuações entre todas as Dimensões, fazendo com que o potencial adaptativo das cidades diminua. O maior incentivo municipal da Dimensão Agricultura Sustentável nas capitais brasileiras é para o indicador de agricultura familiar, já o pior resultado se refere ao indicador de desenvolvimento ou ação contra problemas climáticos para o setor agropecuário, sendo assim, a capacidade específica dos municípios em se adaptar às mudanças climáticas neste setor exige maior sensibilização dos gestores sobre o tema. Com relação a Gestão Ambiental, as melhores pontuações estão nas capitais das regiões Sul e Sudeste do Brasil. As capitais das regiões Norte, Nordeste e Centro-Oeste possuem deficiência nessa Dimensão, sendo necessário maior foco dos gestores nesse tema para que o potencial de adaptação das capitais brasileiras aumente. Assim como na Gestão Ambiental, o foco dos gestores também deve estar voltado nas Respostas aos Impactos Climáticos, uma vez que esta Dimensão possui pontuações muito baixas, mostrando a deficiência desse tema nas capitais brasileiras, o que contribui para um potencial adaptativo baixo.

De forma geral, apenas a cidade de São Paulo possui um UAI próximo do ideal, as demais capitais possuem déficits em suas Dimensões urbanas que contribui para a diminuição do potencial adaptativo. Porto Velho, Aracaju e Boa Vista merecem uma atenção especial de

políticas públicas para melhorar/implementar projetos e planos nestas cidades, principalmente os voltados a Habitação, Gestão Ambiental e Respostas aos Impactos Climáticos.

Como é possível observar, apesar da mortalidade de idosos ser reduzida em uma condição de adaptação completa, nem todas as capitais brasileiras possuem atualmente potencial para uma adaptação completa das cidades, impedindo que a fisiologia e o comportamento da população mudem devido ao aumento da frequência e intensidade das ondas de calor. Sendo assim, para que a população idosa consiga ter uma qualidade de vida e reduções na mortalidade, gestores precisam urgentemente planejar medidas preventivas e adaptativas das cidades, para que todos tenham a condição de se adaptar ao novo clima futuro.

CAPÍTULO 9– CONSIDERAÇÕES FINAIS

As emissões dos gases do efeito estufa na atualidade já têm sido as mais altas registradas na história. Atividades antrópicas vêm influenciando o aumento da temperatura média global, que por sua vez altera o clima global, gerando impactos em diferentes setores no mundo. As mudanças no clima podem intensificar episódios de ondas de calor em diversas regiões do mundo. Não existe uma definição universal para ondas de calor, entretanto podem ser definidas como dias consecutivos com temperaturas elevadas. Estes eventos geram impactos diretos e indiretos na saúde da população, principalmente nos mais vulneráveis como é o caso do idosos. Os idosos possuem uma capacidade de ajustamento fisiológico diminuída devido a própria senescência (envelhecimento normal), o que torna o sistema termorregulatório dessa população menos eficiente quando expostos a temperaturas elevadas. O idoso tem o processo de sudorese mais tardio e, portanto, é mais propenso atingir o ponto de golpe de calor com mais rapidez. Além disso, os idosos são fatores de risco para doenças cardiovasculares e respiratórias, que são doenças vulneráveis ao calor, sendo assim um idoso com uma ou ambas doenças tem o risco dobrado de óbito associado ao calor.

Esta tese de doutorado objetivou quantificar a mortalidade de idosos por doenças cardiovasculares e doenças respiratórias (separadamente) associadas à ocorrência de ondas de calor no presente (1996-2016), no futuro próximo (2030-2050) e futuro distante (2079-2099) nos períodos quente e frio das 26 capitais dos estados brasileiros e no Distrito Federal. Diferentes cenários foram considerados, a começar pela definição de ondas de calor. Como não existe uma definição universal, três diferentes definições de ondas de calor foram utilizadas, uma vez que poucos graus na temperatura podem fazer diferença na saúde. Sendo assim, a definição utilizada foi a dada por Russo *et al.* (2014), entretanto variando o percentil de identificação de ondas de calor. Portanto, uma onda de calor foi definida como pelo menos três dias consecutivos com temperatura máxima diária acima do 90°, 95° e 98° percentis do período climatológico de referência. Três diferentes percentis foram utilizados na identificação das ondas de calor no presente e futuro, isto é, a intensidade da onda de calor foi variada, contudo a duração se manteve constante. De acordo com Xu *et al.* (2016) a intensidade da onda de calor desempenha um papel mais importante do que a duração no aumento da mortalidade.

Além de diferentes percentis na identificação das ondas de calor, dois diferentes cenários de mudanças climáticas foram considerados nas projeções futuras do clima e de

mortalidade. Os cenários considerados foram o RCP4.5 e RCP8.5 das mudanças climáticas. O cenário RCP4.5 é um cenário climático intermediário, que considera que com a implementação de tecnologias, as emissões dos gases do efeito estufa se estabilizem até 2100. Já o cenário RCP8.5 é um cenário pessimista, que considera que a forçante radiativa de 8,5 W/m² será atingida em 2100 se as emissões dos gases do efeito estufa continuarem sendo emitidas. Dois diferentes modelos climáticos também foram utilizados para as projeções (Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5), para que fosse possível verificar se os diferentes modelos do clima convergem nos resultados. Na quantificação da mortalidade de idosos por DCV e DRSP associadas às ondas de calor, duas hipóteses foram consideradas para o futuro: 1) que no futuro não tenha nenhum tipo de adaptação às ondas de calor (sem projetos e sem mudanças no comportamento, isto é, a população se mantém como nos dias atuais) e 2) com adaptação completa ao clima (com projeto de adaptação das cidades e mudanças individuais no comportamento, podendo tornar a população mais resistente ao calor, isto é, adaptada). Estes diferentes cenários para o futuro, seja climático (dois modelos climáticos e dois cenários de mudanças climáticas) ou de adaptação foram considerados nesta tese, pois o futuro é incerto e analisando futuros alternativos é possível chegar o mais próximo possível da realidade futura.

Todas as análises foram feitas durante o período quente e frio de cada capital do país, com o intuito de verificar o comportamento das ondas de calor e mortalidade nos dois períodos do ano. Muitos estudos geralmente só identificam e analisam as ondas de calor no período quente, entretanto como mostrado nos resultados, as ondas de calor também ocorrem no período frio e apesar de apresentarem intensidade menor do que as ondas de calor que ocorrem no período quente, também são fatores de risco para mortalidade de idosos no Brasil.

Esta tese evidencia que a população idosa está aumentando no Brasil com o passar dos anos, principalmente devido a diminuição da taxa de fecundidade e taxa de mortalidade, além do aumento da esperança de vida da população brasileira. As projeções mostraram que a população idosa aumentará no país em média 160% até 2100 em relação a atualidade, considerando variância mediana na fertilidade. O aumento da população idosa no país, principalmente em áreas urbanas traz uma grande preocupação com a saúde do idoso no futuro, seja nos serviços de saúde e nos impactos das mudanças climáticas nesta população mais sensível.

Os modelos Eta-HADGEM2-ES e Eta-MIROC5 foram escolhidos por representarem melhor a realidade da temperatura máxima diária e umidade relativa nas capitais brasileiras, em

comparação com outros dois modelos climáticos disponíveis (BESM e CANESM2), contudo ainda assim o dado bruto de saída destes modelos continha vieses elevados que tiveram que ser corrigidos. Após correção de viés os erros foram minimizados e ambos os modelos conseguiram representar bem a realidade climática das capitais brasileiras. As projeções para o futuro mostraram que ambos os modelos convergem entre si, apontando resultados para a mesma direção. Tanto o modelo Eta-HADGEM2-ES quanto o modelo Eta-MIROC5 mostraram aumento da temperatura máxima e diminuição da umidade relativa no futuro. Todavia, os resultados do modelo Eta-HADGEM2-ES mostraram percentuais de mudança em relação ao presente muito maiores do que o modelo Eta-MIROC5, por ser mais sensível as emissões dos gases do efeito estufa.

As projeções mostraram aumento da temperatura máxima em todas as capitais do país, sendo mais altas nas capitais da região Centro-Oeste do país. Em média é esperado que temperatura máxima do Brasil aumente entre 1°C a 2,5°C no futuro próximo (2030-2050) e entre 1,5°C a 5,8°C no futuro distante (2079-2099) em relação ao presente (1996-2016) tanto no período frio, quanto no período quente. O cenário RCP8.5 mostrou as maiores mudanças percentuais em comparação com o cenário RCP4.5. É então esperado que o período hoje conhecido como quente seja ainda mais quente e o período frio seja muito mais quente no futuro, principalmente no futuro distante. Em média a umidade relativa no Brasil é esperada diminuir entre -0,5% e -5% no futuro próximo e -1% e -11% no futuro distante, o modelo Eta-HADGEM2-ES indica as maiores reduções. As capitais das regiões Norte, Nordeste, Centro-Oeste e Sudeste devem ser muito mais secas no futuro. Com relação as capitais da região Sul, é difícil tirar uma conclusão quanto a projeção da umidade relativa, pois os modelos e cenários divergem entre si, principalmente no período frio. Os maiores aumentos na temperatura máximas e maiores reduções na umidade relativa média são esperadas nas capitais das regiões Norte e Centro-Oeste, portanto as capitais destas regiões serão muito mais quentes e secas no futuro. Conseqüentemente, o IC (sensação térmica) também mostrou aumentos no futuro em todas capitais brasileiras.

Os dados observados e simulações mostraram que as ondas de calor estão com tendência de aumento nas capitais brasileiras e em sua grande maioria significativas. As projeções para o futuro mostraram que as ondas de calor no Brasil serão mais frequentes, mais intensas e mais persistentes em comparação com o presente. Os aumentos foram observados tanto no período quente quanto no período frio, sendo maiores no período quente de cada região do país. As projeções obtidas nesta tese mostraram que as ondas de calor mais extremas (P98) terão os

aumentos mais elevados no futuro em todas as capitais do país, principalmente no cenário RCP8.5 no modelo Eta-HADGEM2-ES. Assim como nas variáveis meteorológicas, as mudanças percentuais no número anual de dias com ondas de calor nas capitais brasileiras são maiores no cenário RCP8.5 em comparação com o cenário RCP4.5 e também maiores no modelo Eta-HADGEM2-ES do que no modelo Eta-MIROC5.

Ondas de calor geram risco de mortalidade em idosos por DCV e DRSP em todas as capitais brasileiras tanto no período quente quanto no período frio, principalmente ondas de calor mais extremas (P98). Durante o período quente, o risco de mortalidade é imediato (Lag 0), com aumento de 15% na mortalidade por DCV e de 10% por DRSP no P98. Durante o período frio, o tempo de exposição às ondas de calor e a resposta (mortalidade) é de 4 dias (Lag 4), com aumento de 5% na mortalidade por DCV e 2% por DRSP no P98. A taxa de mortalidade de idosos por DCV é muito maior do que por DRSP no país. O risco relativo de mortalidade em dias de ondas de calor em relação aos dias sem ondas de calor também é maior para DCV no Brasil como um todo, porém na região Sudeste o risco de mortalidade por DRSP associado às ondas de calor é mais alto.

De acordo com a meta-análise realizada nesta tese, o principal contribuinte para o aumento da mortalidade de idosos por DCV e DRSP durante ondas de calor no país (resumo para o Brasil) é o efeito principal (aumento da temperatura), entretanto, os principais contribuintes variam de região para região. Na região Centro-Oeste, Nordeste, Norte e Sul o principal contribuinte é o efeito adicionado (persistência das ondas de calor), principalmente durante o período frio. As regiões Norte e Sudeste apresentaram os maiores riscos de mortalidade de idosos associados às ondas de calor.

O risco relativo total de mortalidade de idosos associado às ondas de calor aumentará no futuro em todas as regiões do país. As projeções foram mais elevadas durante o período quente e para ondas de calor mais extremas (P98), contudo, todas as definições de ondas de calor mostraram risco para o aumento da mortalidade de idosos por DCV e DRSP. Desta forma, verifica-se que a intensidade da onda de calor influencia no aumento do risco de mortalidade. O risco relativo também é maior para mortalidade por DCV em comparação com DRSP. O risco de mortalidade varia entre os cenários e modelos climáticos, porém assim como as variáveis meteorológicas e ondas de calor, as projeções de risco também são maiores no cenário RCP8.5 e modelo Eta-HADGEM2-ES. É esperado que o risco de mortalidade por DCV associadas às ondas de calor no Brasil aumente em média 300% (RCP4.5) e 757% (RCP8.5) no futuro próximo e 242% (RCP4.5) e 1257% (RCP8.5) no futuro distante em relação ao

presente. Já em relação ao risco de mortalidade por DRSP, é esperado que o aumento seja maior do que por DCV, no futuro próximo o aumento esperado é de 500% no cenário RCP4.5 e 1200% no cenário RCP8.5 em relação ao presente, para o futuro distante o aumento esperado é de 400% no cenário RCP4.5 e 1433% no cenário RCP8.5 em relação ao presente.

Com o aumento do risco de mortalidade no futuro, aumento do número de ondas de calor e aumento da população idosa, é esperado que os óbitos associados às ondas de calor também aumentem. Os resultados desta tese mostraram que em uma hipótese de nenhuma adaptação às ondas de calor, a mortalidade de idosos associada às ondas de calor é esperada aumentar em todas as regiões do Brasil, variando entre os períodos, cenários e modelos climáticos. As projeções mostraram que taxa de óbitos será muito maior no futuro distante (2079-2099) no pior cenário das mudanças climáticas, principalmente para as projeções do modelo Eta-HAGEM2-ES. Apesar dos modelos concordarem com o aumento da mortalidade de idosos no futuro, o modelo Eta-HADGEM2-ES mostrou projeções muito mais elevadas do que o Eta-MIROC5, principalmente no cenário mais pessimista. Com relação as definições de ondas de calor, todas as definições mostraram aumento no número médio anual de óbitos, contudo os valores variaram dependendo do período do ano (quente e frio), causa de morte e região do Brasil. Os resultados também mostraram que os óbitos por DCV associados às ondas de calor serão maiores do que por DRSP no futuro, principalmente no período quente.

Em uma hipótese de nenhuma adaptação, as projeções mostraram em média mais óbitos por DCV no Brasil na definição do P90, pois nesta definição mais ondas de calor são identificadas e os idosos ficam expostos à mais dias de ondas de calor. A taxa de mortalidade média de idosos no Brasil associada às ondas de calor na atualidade tanto por DCV quanto por DRSP é de 0,1 a 2 óbitos por ano a cada 100 mil habitantes idosos. No futuro distante, para DCV essa taxa deve aumentar para 25 a 974 óbitos anuais a cada 100 mil habitantes idosos no período quente e para 59 a 682 óbitos anuais por DCV a cada 100 mil habitantes idosos no período frio. Para DRSP, ondas de calor mais intensas (P98) devem elevar o número de óbitos no futuro distante para 11 a 121 óbitos anuais a cada 100 mil habitantes idosos no período quente e para 9 a 59 óbitos anuais a cada 100 mil habitantes idosos no período frio. As maiores taxas de mortalidade são observadas no pior cenário das mudanças climáticas e modelo Eta-HADGEM2-ES.

Os resultados desta tese mostraram que a taxa de mortalidade associada às ondas de calor é esperada ser mais elevada nas capitais das regiões Norte, Centro-Oeste e Sudeste do Brasil tanto para DCV quanto DRSP. As projeções mostraram que a mortalidade de idosos por

DRSP na região Norte deve aumentar muito mais no período frio da região, principalmente nas capitais Rio Branco e Boa Vista. Na região Centro-Oeste, as projeções são mais preocupantes para a cidade de Goiânia por DCV (2295 óbitos anuais idosos a cada 100 mil habitantes idosos no período quente, no pior cenário) e para a cidade de Campo Grande por DRSP (1260 óbitos anuais de idosos a 100 mil habitantes idosos no período quente, no pior cenário). Na região Sudeste, as projeções mostraram que a cidade do Rio de Janeiro deve ter a mais alta taxa de mortalidade de idosos por DCV associada às ondas de calor da região (podendo atingir até 508 óbitos de idosos por ano a cada 100 mil habitantes idosos no período quente). Esta projeção para a cidade do Rio de Janeiro é preocupante, uma vez que é a cidade que possui a segunda maior proporção de idosos do país (17,2% da sua população total), com projeção de aumento médio de 199% até 2100.

Em uma hipótese de adaptação, as projeções mostraram que apesar de ainda assim haver aumento no número anual de óbitos por DCV e DRSP associados às ondas de calor no Brasil, esse aumento deverá ser muito menor do que em relação a hipótese de nenhuma adaptação, indo de 235 a 974 óbitos anuais idosos por DCV a cada 100 mil habitantes idosos para 75 a 80 óbitos anuais de idosos por DCV a cada 100 mil habitantes idosos no Brasil e de 71 a 104 óbitos anuais de idosos por DRSP a cada 100 mil habitantes idosos para 1,6 a 1,7 óbitos anuais de idosos por DRSP a cada 100 mil habitantes idosos no Brasil (considerando o pior cenário no futuro distante). Isto mostra que métodos de adaptação são extremamente importantes para que haja a redução da mortalidade de idosos associada às ondas de calor no futuro.

Essa tese também analisou o potencial adaptativo das capitais brasileiras na atualidade a partir do Índice de Adaptação Urbana (UAI) e constatou que nenhuma capital brasileira possui o potencial adaptativo considerado ideal. A cidade de São Paulo é a única capital que possui o índice UAI mais próximo do ideal, as demais capitais possuem déficits em suas dimensões urbanas que contribuem para a diminuição do potencial adaptativo. Boa Vista, Porto Velho e Aracaju foram as capitais que apresentaram o UAI mais baixo e merecem atenção especial de políticas públicas para melhorar e implementar projetos nestas cidades, principalmente voltados para habitação, gestão ambiental e respostas aos impactos climáticos, para que o potencial adaptativo destas capitais aumente.

É necessário que sejam criados projetos de mitigação e adaptação das cidades que visem a redução dos impactos climáticos nas capitais brasileiras. Os projetos de mitigação e adaptação devem ser implementados e colocados em prática em conjunto. A adaptação é a saída, caso as emissões dos GEE não sejam reduzidas em grande escala, e mesmo que haja a redução dos

GEE, a adaptação será a única forma de minimizar os impactos climáticos ao máximo, principalmente os voltados à saúde da população.

Alguns exemplos de projetos adaptativos para reduzir os impactos das ondas de calor na mortalidade de idosos são os voltados para o coletivo como: implementação de áreas verdes, criação de mais parques, incentivo a construções verdes, aumento de frotas climatizadas (seria interessante encontrar uma maneira sustentável para climatização de ambientes), ambientes públicos mais arejados e climatizados, melhorias nos serviços de saúde pública (infraestrutura, atendimento e equipamentos) e gestão urbana de qualidade. Os métodos adaptativos às ondas de calor também podem ser individuais como: manter-se hidratado constantemente; evitar comidas pesadas e bebidas alcoólicas durante dias muito quentes; evitar exercícios físicos ao ar livre durante ondas de calor; dar preferência para roupas leves e confortáveis; dar preferência para roupas de cores mais claras; e para residências futuras, preferir colocar cores claras externamente, assim como também utilizar materiais que não absorvem tanta radiação. Durante alertas de ondas de calor (preferencialmente enviados para os celulares da população), também deveriam ser compartilhados os métodos adaptativos individuais para que a população possa tentar se manter confortável, assim diminuindo as chances de vir a óbito por estresse térmico.

Portanto, os resultados desta tese mostraram que as ondas de calor serão mais intensas, mais frequentes e mais duradouras no Brasil no futuro e que com isso a mortalidade de idosos por DCV e DRSP associadas às ondas de calor aumentará, principalmente no futuro distante (2079-2099) no pior cenário das mudanças climáticas (RCP8.5), sendo a adaptação uma saída para diminuição da mortalidade de idosos no futuro. Sendo assim, estes resultados poderão ajudar tomadores de decisão a encontrar medidas preventivas e adaptativas associadas às ondas de calor em cenário de mudança climática, para que haja a redução da mortalidade de idosos no futuro próximo e distante, onde esta população já será predominante.

9.1 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Como visto nesta tese, a adaptação humana às ondas de calor é extremamente importante para reduzir a mortalidade no futuro. Sendo assim, a autora sugere a criação de um projeto interdisciplinar voltado para adaptação humana ao calor. Um projeto que envolva biometeorologistas, arquitetos, nutricionistas, profissionais da moda, biólogos, entre outros,

para que seja possível criar um modelo ideal de adaptação ao calor, de tal forma que o corpo humano se torne resistente as temperaturas elevadas. Como por exemplo, construir uma arquitetura voltada para o calor, roupas com tecidos apropriados para o aumento da temperatura em alguns graus, de forma a manter o indivíduo confortável (pensando no idoso), atividade física ideal para ganhar resistência térmica e adaptação do meio. Fazer comparações destes aspectos com outras regiões do mundo que já vivem essa realidade de temperaturas mais elevadas no dia a dia e entender como os idosos conseguem sobreviver nesta condição.

Além disso, a autora também sugere que a Classificação Espacial Sinótica (SSC) realizada nesta tese durante o período do presente (1996-2016), também seja realizada para os períodos futuros, para entender se haverá mudanças nos tipos de tempo nas capitais brasileiras durante ondas de calor em cenários de mudanças climáticas.

REFERÊNCIAS

- ALIZADEH, M. R.; ABATZOGLOU, J. T.; ADAMOWSKI, J. F.; PRESTEMON, J. P.; CHITTOORI, B.; ASANJAN, A. A.; SADEGH, M. Increasing Heat-Stress Inequality in a Warming Climate. **Earth's future**, v. 10 (2), 2022.
- ALPINO, T. M. A.; MAZOTO, M. L.; BARROS, D. C.; FREITAS, C. M. Os impactos das mudanças climáticas na Segurança Alimentar e Nutricional: uma revisão da literatura, **Ciênc. saúde coletiva**, 27 (01), 2022.
- ALVES, L. M. Clima da região Centro-Oeste do Brasil. In: Tempo e Clima no Brasil. CAVALCANTI, I. F.A.; FERREIRA, N. J.; DA SILVA, M. G. A. J.; SILVA DIAS, M. A. F. **Oficina de textos**, São Paulo, pp 235–241, 2009.
- AMBRIZZI, T.; REBOITA, M. S.; ROCHA, R. P.; LLOPART, M. The state-of-the-art and fundamental aspects of regional climate modeling in South America, Ann. N.Y. **Acad. Sci.** xxxx, 1–23, 2018.
- ANDERSON, B. G.; BELL, M. L. Weather-related mortality: How heat, cold, and heat waves affect mortality in the United States. **Epidemiology**, 20(2):205–213, 2009.
- ANTUNES, J. L. F.; CARDOSO, M. R. A. Uso da análise de séries temporais em estudos epidemiológicos. **Epidemiol. Serv. Saúde** [online]., v. 24 (3): 565-576, 2015.
- ARKIN, P. A. The relationship between interannual variability in the 200 mb tropical wind field and the Southern Oscillation. **Mon. Wea. Rev.**, 110: 1393–1404, 1982.
- ASTRÖM, D.O; FORSBERG, B.; ROCKLÖV, J. Heat wave impact on morbidity and mortality in the elderly population: a review of recent studies. **Maturitas**, 69(2):99-105, 2011.
- AZEVEDO, J.; DOS SANTOS, C.; SILVA, M.; OLINDA, R.; SANTOS, D. Analysis of climatic variations in the occurrence of Respiratory diseases by influenza in elderly people in the metropolitan region of Joao Pessoa-PB. **Sociedade e Natureza**, v. 29(1): 123-136, 2017.
- BACCINI M.; BIGGERI A.; et al. Heat effects on mortality in 15 European cities. **Epidemiology**, 19(5):711–719, 2008.
- BALAFOUTIS, C. J. et al. Analysis of a heat wave phenomenon over Greece and it's implications for tourism and recreation. **Urban Climate**, 1999.
- BALAFOUTIS, C. J.; MAKROGIANNIS, T. J. Analysis of a heat wave phenomenon over Greece and it's implications for tourism and recreation. **Urban Climate**, p. 113-121. 1999.
- BARBIER, J.; GUICHARD, F.; BOUNIOL, D.; COUVREUX, F.; ROEHRIG, R. Detection of intraseasonal large-scale heat waves: Characteristics and historical trends during the Sahelian spring. **J. Climate**, 31: 61–80, 2018.
- BARBOZA, E. N.; MORAIS, J. M.; SILVA, M. F.; SILVA, A. M.; SILVA, A. M. Modelos matemáticos aplicado no conforto térmico: um estudo em dois ambientes de condições

microclimáticas distintas em Juazeiro do Norte – CE. **Revista Brasileira de Gestão Ambiental**, v. 14 (2), 2020.

BARBU, N.; GEORGESCU, F.; STEFANESCU, V.; STEFANI, S. large-scale mechanisms responsible for heat waves occurrence in Romania. **Rom. Journ. Phys.**, v. 59 (9–10): 1109–1126, 2014.

BARCELLOS, C.; MONTEIRO, A.; CORVALÁN, C.; GURGEL, H.; et al. Mudanças climáticas e ambientais e as doenças infecciosas: cenários e incertezas para o Brasil. **Epidemiol. Serv. Saúde**, v.18(3), 2009.

BASHKIREVA, T.; BASHKIREVA, A.; MOROZOV, A.; SEVERIN, A.; FATEEVA, N.;

BAYKOVA, L.; SEVERINA, E.. Adaptation of students to distance learning in COVID-19 conditions in terms of ultradian rhythms of the cardiovascular system, **E3S Web Conf.**, 211, 2020.

BENNET, H.; JONES, R.; KEATING, G.; WOODWARD, A.; HALES, S.; METCALFE, S. Health and equity impacts of climate change in Aotearoa-New Zealand, and health gains from climate action. **N Z Med J.**, 127(1406):16-31, 2014.

BERGERON, T. Richtlinien einer dynamischen klimatologie. **Meteorologische Zeitung**, 47: 246–262, 1930.

BITENCOURT, D. P.; FUENTES, M. V.; MAIA, P. A.; Amorim, F. T. Frequência, Duração, Abrangência Espacial e Intensidade das ondas De Calor no Brasil. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 31(4): 506-517, 2016.

BITENCOURT, D. P.; FUENTES, M. V.; FRANKE, A. E.; SILVEIRA, R. B.; ALVES, M. P. A. The climatology of cold and heat waves in Brazil from 1961 to 2016. **Int J Climatol.**, 1–15, 2019.

BOLTON, D. The Computation of Equivalent Potential Temperature. **Monthly Weather Review**, 108: 1046-1053, 1980.

BRASIL Lei n. 12.187, de 29 de dezembro de 2009. Institui a Política Nacional sobre Mudança do Clima - PNMC e dá outras providências. Diário Oficial [da] República Federativa do Brasil, Poder Executivo, Brasília, DF. Edição Extra, Seção 1, p. 109. Brasil, 2009.

BRASIL. Decreto n. 7.390, de 9 de dezembro de 2010. Regulamenta os arts. 6º, 11º e 12º da Lei n. 12.187, de 29 de dezembro de 2009, que institui a Política Nacional sobre Mudança do Clima - PNMC, e dá outras providências. Diário Oficial [da] Republica Federativa do Brasil, Poder Executivo, Brasília, DF, 10 de dezembro de 2010. Seção 1, p. 4. Brasil, 2010.

BRASIL. Decreto n. 7.390, de 9 de dezembro de 2010. Regulamenta os arts. 6º, 11º e 12º da Lei n. 12.187, de 29 de dezembro de 2009, que institui a Política Nacional sobre Mudança do Clima - PNMC, e dá outras providências. Diário Oficial [da] Republica Federativa do Brasil, Poder Executivo, Brasília, DF, 10 de dezembro de 2010. Seção 1, p. 4. Brasil, 2010.

BRASIL. Governo Federal. Comitê Interministerial sobre Mudança do Clima. Plano Nacional de Mudança do Clima – PNMC – Brasil. Brasília, 2008.

Brasil. Ministério da Saúde (MS). Informações de Saúde. Estatísticas Vitais. Brasília: MS; 2016.

BRASIL. Ministério da Saúde. Política Nacional de Promoção da Saúde. Secretaria de Vigilância em Saúde. Secretaria de Atenção à Saúde. Ed. 3ª – Brasília, 2010b.

BRASIL. Ministério da Saúde. Secretaria de Atenção à Saúde. Departamento de Atenção Básica. Vigilância em Saúde: Dengue, Esquistossomose, Hanseníase, Malária, Tracoma e Tuberculose. 2ª ed. rev. Série A. Normas e Manuais Técnicos. Cadernos de Atenção Básica, n. 21. Brasília, p. 195, 2008.

BRASIL. Ministério do Trabalho. Limite de tolerância. Portaria 3214 de 08 de junho de 1978 - NR 15 - anexo 11, 1978.

BRASIL. Portaria n. 4.279, de 30 de dezembro de 2010. Estabelece diretrizes para a organização da Rede de Atenção à Saúde no âmbito do Sistema Único de Saúde (SUS). Ministério da Saúde. Diário Oficial [da] República Federativa do Brasil, Poder Executivo, Brasília, DF, 31 de dezembro de 2010. Seção 1, p. 88. Brasil, 2010a.

BUNCHAFT, G.; KELLNER, S. R. O. Estatística sem mistérios. Petrópolis (RJ): **Vozes**, 1999.

CAMPBELL, S.; REMENYI, T. A.; WHITE, C. J.; JOHNSTON, F. H. Heatwave and health impact research: A global review. **Health & Place**, v. 53, 210-218, 2018.

CARDOSO, L. G. Conforto térmico no vestuário em cidades de calor intenso. Trabalho de conclusão de curso. Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Departamento de Design de Moda, 2017.

CARVALHO, M. S.; SOUZA-SANTOS, R. Análise de dados espaciais em saúde pública: métodos, problemas, perspectivas. **Caderno de Saúde Pública**, 21(2):361-378, mar-abr, 2005.

CAVALCANTE, G. P.; MOURA, M. O. Correlações entre os atributos climáticos e a morbidade hospitalar por doenças isquêmicas do coração na cidade de João Pessoa-PB, **RGNE**, v. 2, 2016.

CECCHERINI, G.; RUSSO, S.; AMEZTOY, I.; et al. Heat waves in Africa 1981–2015, observations and reanalysis. **Nat. Hazards Earth Syst. Sci.**, 17, 115–125, 2017

CECCHERINI, G.; RUSSO, S.; AMEZTOY, I.; MARCHESE, A. F.; CARMONA-MORENO, C. Heat waves in Africa 1981–2015, observations and reanalysis. **Nat. Hazards Earth Syst. Sci.**, 17: 115–125, 2017.

CHOU, S.C.; LYRA, A.; MOURÃO, C.; DERECZYNSKI, C.; PILOTTO, I.; GOMES, J.; BUSTAMANTE, J.; TAVARES, P.; SILVA, A.; RODRIGUES, D.; CAMPOS, D.; CHAGAS, D.; SUEIRO, G.; SIQUEIRA, G.; NOBRE, P.; MARENGO, J. Evaluation of the Eta Simulations Nested in Three Global Climate Models. **American Journal of Climate Change**, 3, 438-454, 2014.

CINTRA, R. S.; VELHO, H. F. C.; COCKE, S. Multilayer Perceptron on data assimilation applied to FSU global, Proceedings of the 3rd International Symposium on Uncertainty Quantification and Stochastic Modeling D.A. Rade; A. M. G. Lima (Editors), ABCM, Maresias, SP, Brazil, February 15-19, 2016

CLARKE, L.; EDMONDS, J.; JACOBY, H.; PITCHER, H.; REILLY, J.; RICHELIS, R. CCSP Synthesis and Assessment Product 2.1, Part A: Scenarios of Greenhouse Gas Emissions and Atmospheric Concentrations. U.S. Government Printing Office. Washington, DC, 2007.

CONFALONIERI, U. E. C. Mudança climática global e saúde humana no Brasil. *Parcerias Estratégicas*, v. 27: 323 – 349, 2008.

COONEY, C. M. Downscaling climate models: sharpening the focus on local-level changes. *Environ. Health Perspect*, 120: 22–28, 2012.

COTTON, W. R.; PIELKE, R. A. Human impacts on weather and climate. Cambridge: Cambridge University Press, 288p, 1995.

DA SILVA, G.; NOGUEIRA, L.; ARAUJO, I.; et al. Tendências de mortalidade por doenças respiratórias e doenças cardiovasculares em Teresina-PI. *Revista de Políticas Públicas*, v. 19(1), 2020.

DAPPER, S. N.; SPOHR, C.; ZANINI, R. R. Poluição do ar como fator de risco para a saúde: uma revisão sistemática no estado de São Paulo. *Estud. av.*, 30 (86), 2016.

DATASUS. Departamento de Informática do Sistema Único de Saúde. Disponível em: < www.datasus.gov.br >. Acesso em: 05 de agosto de 2018.

DEE, D. P., et al. The ERA-Interim reanalysis: Configuration and performance of the data assimilation system. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 137: 553–597, 2011.

DIBIKE, Y. B.; COULIBALY, P. Hydrologic Impact of Climate Change in the Saguenay Watershed: Comparison of Downscaling Methods and Hydrologic Models. *Journal of Hydrology*, 307, 145-163, 2005.

DICKINSON, R. E.; ERRICO, R. M.; GIORGI, F. et al. A regional climate model for the western United States. *Climatic Change*, 15, 383–422, 1989.

D'IPPOLITI, D., MICHELOZZI, P., MARINO, C.; *et al.* The impact of heat waves on mortality in 9 European cities: results from the EuroHEAT project. *Environ Health*, 9: 37, 2010.

DUNK, C.; QUEIROZ, R.; PORTELA, Y; et al. Ill-defined causes of death in an elderly population of a state in the Brazilian northeast. *Brazilian Journal of Development*, v. 6(3), 2020.

EMANUEL, E. J.; OSTERHOLM, M.; GOUNDER, C. R. A National Strategy for the “New Normal” of Life With COVID. *JAMA*, 327(3):211–212, 2022.

ENGDAW, M. M.; BALLINGER, A. P.; HEGERL, G. C.; STEINER, A. K.. Changes in temperature and heat waves over Africa using observational and reanalysis data sets. *International Journal of Climatology*, v. 42(2): 1165-1180, 2021.

ESTADÃO, 2020. Curitiba teve neve pela terceira vez na história. Disponível em: <<https://brasil.estadao.com.br/noticias/geral,curitiba-tem-neve-pela-terceira-vez-na-historia,70003409191#:~:text=Al%C3%A9m%20de%20Curitiba%2C%20a%20regi%C3%A3o,e%20a%20segunda%20em%202013.>>. Acesso em: 14 de fevereiro de 2020.

Estatuto do idoso brasileiro. Disponível em: < http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/2003/L10.741.htm >. Acesso em: 10 de janeiro de 2018.

FAÇANHA, M. Influenza vaccination of individuals over the age of 60: impact on hospital admissions and deaths from respiratory and circulatory diseases in Fortaleza, Brazil. *Jornal Brasileiro de Pneumologia*, 2005.

FARIA, C.; FERNANDES, V.; LEITE, M. Relação entre variáveis climáticas e mortalidade de idosos por doenças cardiovasculares no município de Londrina, PR. **Revista Brasileira de Iniciação Científica**, v. 5 (5), 2018.

FERNANDES, V.; LEITE, M. L. Relação entre sazonalidade e mortalidade por pneumonia em idosos no município de Paranavaí, Paraná. **Revista Brasileira de Iniciação Científica**, v. 5 (5), 2018.

FERON, S.; CORDERO, R. R., DAMIANI, A. et al. Observations and Projections of Heat Waves in South America. **Sci Rep**, 9, 8173, 2019.

FERREIRA, L.; NOGUEIRA, M.; PEREIRA, R.; COSSICH, W.; RODRIGUES, M.; TEIXEIRA, M.; CARVALHO, M. Ambient temperature and mortality due to acute myocardial infarction in Brazil: an ecological study of time-series analyses. **Scientific Reports**, v. 9, 2019.

FISCH, G.; MARENGO, J. A.; NOBRE, C. A. Uma revisão geral do clima da Amazônia. **Acta Amazônica**, v.28 (2): 101-126, 1998.

FISCHER, E.; SIPPEL, S.; KNUTTI, R. Increasing probability of record-shattering climate extremes. **Nat. Clim. Chang.** 11: 689–695, 2021.

FISCHER, E.; BEYERLE, U.; Knutti, R. Robust spatially aggregated projections of climate extremes. **Nature Clim. Change**, 1033–1038, 2013.

FLORES, L. P. O. O envelhecimento da população brasileira. **Redeca**, v. 2(1):86-100, 2015.

FOX, D. G. Judging Air Quality Model Performance. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 62: 599-609, 1981.

FRANCISCO, P.; DONALISIO, M.; LATORRE, M. Impact of influenza vaccination on mortality by respiratory diseases among Brazilian elderly persons. **Revista de Saúde Pública**, 2005.

FRANCISCO, P.; DONALISIO, M.; LATORRE, M. Impact of influenza vaccination on mortality by respiratory diseases among Brazilian elderly persons. **Revista de Saúde Pública**, 2005.

FREITAS, C. M.; XIMENES, E. F. Enchentes e saúde pública – uma questão na literatura científica recente das causas, consequências e respostas para prevenção e mitigação, **Ciência & Saúde Coletiva**, 17(6):1601-1615, 2012.

FUJINO, J.; Nair, R.; Kainuma, M.; Masui, T.; Matsuoka, Y. Multigas mitigation analysis on stabilization scenarios using aim global model. **Energy Journal**, 3: 343–354, 2006.

GALVÃO, N.; LEITE, M. L.; FILHO, J. S. V. Análise de fatores climáticos e doenças do aparelho circulatório em idosos para diferentes localidades do estado do Paraná. **Estud. Interdiscipl. Envelhec.**, Porto Alegre, v. 22 (3): 121-136, 2017.

GASPARRINI, A.; ARMSTRONG, B. The impact of heatwaves on mortality. **Epidemiology**, 22(1):68–73, 2011.

GASPARRINI, A.; GUO, Y.; HASHIZUME, M.; LAVIGNE, E.; ZANOBETTI, A.; SCHWARTZ, J.; TOBIAS, A.; TONG, S.; et al. 'Mortality risk attributable to high and low ambient temperature: a multicountry observational study'. **Lancet**, 386(9991): 369–375, 2015.

GAWRYSZEWSKI, V.; KOIZUMI, M.; JORGE-MELLO, M. Morbidity and mortality from external causes in Brazil, 2000. **Cad Saude Publica**, ;20(4):995-1003, 2004.

GEIRINHAS, J. L.; RUSSO, A.; LIBONATI, R.; SOUSA, P. M.; MIRALLES, D. G.; TRIGO, R. M. Recent increasing frequency of compound summer drought and heatwaves in Southeast Brazil. **Environmental Research Letters**, v. 16(3), 2021.

GEIRINHAS, J. L. et al. Climatic and synoptic characterization of heatwaves in Brazil. *International Journal of Climatology*. **No prelo**, 2017.

GIORGI, F. Simulation of regional climate using a limited area model nested in a general circulation model. **J. Climate**, 3, 941-963, 1990.

GIORGI, F.; BATES, G. T. The climatological skill of a regional model over complex terrain. **Mon. Wea. Rev.**, 117, 2325-2347, 1989.

GIORGI, F.; GUTOWSKI, W. J. Coordinated Experiments for Projections of Regional Climate Change. **Curr Clim Change Rep**, 2, 202–210, 2016.

GODDESS, C. M.; PALUTIKOF, J. P.; DAVIES, T.D. A first approach to assessing future climate states in the UK over very long timescales: Input to studies of the integrity of radioactive waste repositories. **Climatic Change**, 16, 115–139, 1990.

GRIMM, A. M. Clima da região Sul do Brasil. In: CAVALCANTI, I. F. A, FERREIRA, N. J., DA SILVA, M. G. A. J; SILVA DIAS, M. A. F. (eds) Tempo e Clima no Brasil. **Oficina de textos**, São Paulo, pp 259–275, 2009.

GRIMM, A. M.; FERRAZ, S. E. T.; GOMES, J. Precipitation anomalies in southern Brazil associated with El Niño and La Niña events. **J Clim**, 11:2863–2880, 1998.

GUDMUNDSSON, L.; BREMNES, J. B.; HAUGEN, J. E; ENGEN SKAUGEN, T. Technical Note: Downscaling RCM precipitation to the station scale using quantile mapping – a comparison of methods. **Hydrol. Earth Syst. Sci. Discuss.**, 9: 6185–6201, 2012.

GUO, Y. et al. heat wave and mortality: a multicountry, multicomunity study. **Environmental Health Perspectives**. v. 125 (8):1-11, 2017.

GUO, Y.; BARNETT, A. G.; TONG, S. High temperatures-related elderly mortality varied greatly from year to year: important information for heat-warning systems. **Sci Rep**, 2:830, 2012.

GUO, Y.; GASPARRINI, A.; LI, S.; SERA, F.; VICEDOCABRERA, A. M. et al. Quantifying excess deaths related to heatwaves under climate change scenarios: A multicountry time series modelling study. **PLoS Med**, 15(7): e1002629, 2018.

GUTMAN, G. J.; SCHWERDTFEGER, W. The role of latent and sensible heat for the development of a high pressure system over the subtropical Andes, in Summer, **Jg. Heft**, 18(3), 1965.

GUYTON, A. C. Tratado de fisiologia médica. 8.ed. Rio de Janeiro, Guanabara Koogan, 1992.

HA, K.; YEO, J.; SEO, Y.; CHUNG, E. et al. What Caused the Extraordinarily Hot 2018 Summer in Korea?. **Special Edition on Extreme Rainfall Events in 2017 and 2018**, v. 98(1): 153-167, 2020.

HAIR Jr., J. F. et al. Análise multivariada de dados. São Paulo: **Bookman**, 2005.

HALLAK, R.; FILHO, A. J. Metodologia para análise de desempenho de simulações de sistemas convectivos na região metropolitana de São Paulo com o modelo ARPS: sensibilidade a variações com os esquemas de advecção e assimilação de dados. **Revista Brasileira de Meteorologia**, 26(4): 591-608, 2011.

HAWKINS, E.D.; OSBORNE, T. M.; HO, C. K.; CHALLINOR, A. J. Calibration and bias correction of climate projections for crop modelling: An idealised case study over Europe. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 170, p. 19-31, 2013.

HENRY, S.; SINGEL, J. The methods and materials of demography, volume 2, 1980.

HOUDAS, Y.; RING, E. F. J. Human body temperature - Its measurement and regulation. United States: N. p., 1982.

IBGE 2010. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Disponível em: <www.ibge.gov.br>. Acesso em: 20 de janeiro de 2019.

INES, A. V. M.; HANSEN, J. W. Bias Correction of Daily GCM Rainfall for Crop Simulation Studies. **Agricultural and Forest Meteorology**, 138: 44-53, 2006.

INMET. Instituto Nacional de Meteorologia. Clima. Normas Climatológicas. Disponível em: <<https://clima.inmet.gov.br/GraficosClimatologicos/DF/83377>>. Acesso em: 12.03.2021.

IPCC, 2007: Climate Change 2007: Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Core Writing Team, Pachauri, R.K and Reisinger, A. (eds.)]. IPCC, Geneva, Switzerland, 104 pp, 2007

IPCC, 2014: Climate Change 2014: Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Core Writing Team, R.K. Pachauri and L.A. Meyer (eds.)]. IPCC, Geneva, Switzerland, 151 pp, 2014

IPCC, Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change, 2021

IPCC. Climate Change 2014: Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change, Geneva, Switzerland, 151 pp, 2014.

ISHITANI, L.; TEIXEIRA, R.; ABREU, D.; et al. Qualidade da informação das estatísticas de mortalidade: códigos *garbage* declarados como causas de morte em Belo Horizonte, 2011-2013. **Rev. bras. Epidemiol**, 20 (Supl 01), 2017.

JONES, C. D.; HUGHES, J. K.; BELLOUIN, N.; HARDIMAN, S. C.; et al. The HadGEM2-ES implementation of CMIP5 centennial simulations. **Geosci. Model Dev.**, 4, 543–570, 2011.

- JÚNIOR, C. S.; COSTA, C. S.; LACERDA, M. A. O envelhecimento da população brasileira: uma análise de conteúdo das páginas da REBEP. **Rev. bras. geriatr. gerontol.**, 9 (2), 2006.
- KALKSTEIN, L.S; NICHOLS, M.C; BARTHEL C.D.; GREENE, J.S. A new spatial synoptic classification: application to air-mass analysis. **International Journal of Climatology**, 16: 983–1004, 1996.
- KAYANO, M. T.; ANDREOLI, R. V. Clima da região Nordeste do Brasil. In: CAVALCANTI, I. F. A.; FERREIRA, N. J.; DA SILVA, M. G. A. J; SILVA DIAS, M. A. F. (eds) *Tempo e Clima no Brasil. Oficina de textos*, São Paulo, pp 213–233, 2009.
- KENNY, N. A.; WARLAND, J. S.; BROWN R. D.; GILLESPIE, T. G. Estimating the radiation absorbed by a human. **International Journal of Biometeorology**, v. 52: 491-503, 2008.
- KIM, T. K. T test as a parametric statistic. **Korean J Anesthesiol.**, 68 (6): 540-6, 2015.
- KOPPE, C.; KOVATS, S.; JENDRITZKY, G.; MENNE, B. Heat-waves: risks and responses. **Health and Global Environmental Change Series**, 2, 123, 2004.
- LACAZ, C.; BARUZZI, R.; SIQUEIRA-JÚNIOR, W. **Introdução à Geografia Médica do Brasil**. São Paulo: **Edgard Blücher**, Ed. Da Universidade de São Paulo, 1972.
- LANFREDI, I. S. As ondas de calor na América do Sul em suas áreas de atuação regional. **Dissertação de Mestrado**. Universidade de São Paulo, 2018.
- LARAZZI, A. R. Comparação de técnicas estatísticas para analisar a relação entre doenças respiratórias e concentrações de poluentes atmosféricos. **Ciência e Natura**, v. 35 (1): 098- 105, 2013.
- LEITE, J. C. Do mistério das eras do gelo às mudanças climáticas abruptas. **Scientiæ zudia**, São Paulo, v. 13, n. 4, p. 811-39, 2015.
- LI, X. Heat wave trends in Southeast Asia during 1979–2018: The impact of humidity, **Science of The Total Environment**, v. 721, 2020.
- LIMA, R. Dinâmica climática, queimadas e doenças respiratórias em Palmas – TO.2018. 102f. Dissertação (Mestrado em Geografia) – Universidade Federal do Tocantins, Programa de Pós-Graduação em Geografia, Porto Nacional, 2018.
- LOPES, R. J.; FIORAVANTI, C. Ondas de calor mais intensas, longas e frequentes. **Pesquisa FAPESP**, 262, 2017.
- LYRA, A.; TAVARES, P.; CHOU, S. C.; SUEIRO, G.; DEREZYNSKI, C.; SONDERMANN, M.; SILVA, A.; MARENGO, J.; GIAROLLA, A. Climate change projections over three metropolitan regions in Southeast Brazil using the non-hydrostatic Eta regional climate model at 5-km resolution. **Theor Appl Climatol.**, 2017.
- MA, W.; ZENG, W.; ZHOU, M.; et al. The short-term effect of heat waves on mortality and its modifiers in China: An analysis from 66 communities. **Environment International**, v. 75, 103-109, 2015.

- MA, W.; ZENG, W.; ZHOU, M.; et al. The short-term effect of heat waves on mortality and its modifiers in China: An analysis from 66 communities. **Environment International**, v. 75: 103-109, 2015.
- MACHADO, R. R.; ZACARIAS, G. M. Análise de Risco de deslizamento. **Revista ordem pública**, 9(1):45-61, 2016.
- MANDÚ, T. B.; GOMES, A. C. Identificação de tendências no conforto térmico na região norte do Brasil: Estudo de caso em Manaus-AM. **Revista geonorte**, V.10 (34): 63-81, 2019.
- MANSUR, A. P.; FAVARATO, D. Mortalidade por Doenças Cardiovasculares no Brasil e na Região Metropolitana de São Paulo: Atualização 2011. **Arq Bras Cardiol**, 99(2):755-761, 2012.
- MARENGO, J. A. O futuro clima do Brasil. **Revista USP**, São Paulo, n. 103, p. 25-32, 2014.
- MARENGO, J. A.; AMBRIZZI, T.; BARRETO, N.; CUNHA, A. P. et al. The heat wave of October 2020 in central South America. **International Journal of Climatology**, v. 42(4): 2281-2298, 2021.
- MARQUES, R. F. C. Bloqueio atmosférico no hemisfério sul. **Rev. Bras. Geof.**, 17 (1), 1999.
- MARSHALL, R. J.; SCRAGG, R.; BOURKE, P. An analysis of the seasonal variation of coronary heart disease and respiratory disease mortality in New Zealand. **Int J Epidemiol**, 17: 325-31, 1988.
- MARTO, N. Ondas de calor: Impacto sobre a saúde. **Acta Médica Portuguesa**, 18, 467-474, 2005.
- MARX, W., HAUNSCHILD, R.; BORNMANN, L. Heat waves: a hot topic in climate change research. **Theor Appl Climatol**, 146, 781–800, 2021.
- MASSA, K.; DUARTE, Y.; FILHO, A.. Análise da prevalência de doenças cardiovasculares e fatores associados em idosos, 2000-2010. **Ciênc. saúde colet.**, 24 (1), 2019.
- MASSEY, F. “The Kolmogorov-Smirnov Test for Goodness of Fit.” *Journal of the American Statistical Association*, 46 (253) : 68–78, 1951.
- MATOS, R. E. S. ; BAENINGER, Rosana . Migration and Urbanization in Brazil: Processes of Spatial Concentration and Deconcentration and the Recent Debate . Anais XXIV General Population Conference, 2001, Salvador. Brazilian Demography. **Associação Brasileira de Estudos Populacionais**, 2001.
- MAZDIYASNI, O.; AGHAKOUCHAK, A.; DAVIS, S.; MEHRAN, S. M. A.; et al. Increasing probability of mortality during Indian heat waves, **Science Advances** v. 3(6), 2017.
- MEDINA-RAMÓN, M.; SCHWARTZ, J. Temperature, temperature extremes, and mortality: a study of acclimatisation and effect modification in 50 US cities. **Occup Environ Med.**, 64(12):827-33, 2007.
- MINUZZI, R. B.; FREDERICO, C. A. Variabilidade de ondas de calor e a relação com o ENOS Modoki e Canônico em Santa Catarina. **Journal of Environmental Analysis and Progress**. 421-429, 2017.

MIOT, H. A. Avaliação da normalidade dos dados em estudos clínicos e experimentais. **J. Vasc. Bras.** 16 (2), 2017.

MIRABELLI, H.; YONEMOTO, T. Os climas do Brasil. Adaptdado de *O Tempo e o Clima*, do Projeto Brasileiro para o Ensino de Geografia – FUNBEC/EDART, São Paulo, 1980.

MIRANDA, G. M. D; MENDES, A. C. G; SILVA, A. L. A. O envelhecimento populacional brasileiro: desafios e consequências sociais atuais e futuras. **Rev. bras. geriatr. gerontol.**, 19 (03), 2016.

MOSS, R.; EDMONDS, J.; HIBBARD, K. et al. The next generation of scenarios for climate change research and assessment. **Nature**, 463, 747–756, 2010.

MURTAS, R.; RUSSO, A. G. Effects of pollution, low temperature and influenza syndrome on the excess mortality risk in winter 2016–2017. **BMC Public Health**, 19, 1445, 2019.

MUSK, L. F. Applied climatology. **Progress in Physical Geography: Earth and Environment**, 12(3):421-434, 1988.

NEDER, E. A. Potencial de adaptação dos municípios paulistas aos efeitos das mudanças climáticas: aplicação do índice de adaptação urbana no Estado de São Paulo. Dissertação de mestrado, Universidade de São Paulo, 2019.

NEDER, E. A.; DE ARAÚJO MOREIRA, F.; DALLA FONTANA, M.; et al. Urban adaptation index: assessing cities readiness to deal with climate change. **Climatic Change**, 166, 16, 2021.

NOBRE, C. A.; MARENGO, J. A.; SOARES, W. R. Climate Change Risks in Brazil, **Springer, Cham**, ed 1, XVIII, 226, 2019.

OLIVEIRA, A. S. A Liderança dos Países Desenvolvidos no Acordo de Paris: reflexões sobre a estratégia do Naming and Shaming dentro do Balanço-Global, **Sequência (Florianópolis)**, (81), 2019.

OLIVEIRA, B.; JACOBSON, L.; PEREZ, L.; SILVEIRA, I.; JUNGER, W.; HACON, S. Impactos das condições de estresse térmico na mortalidade por doenças respiratórias e cardiovasculares no Brasil. **Sustainability in Debate - Brasília**, v. 11 (3): 314-330, 2020.

OLIVEIRA, G. S.; SATYAMURTY, P. O El Niño de 1997/98: evolução e impactos no Brasil. Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos (CPTEC). Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), 1998. Disponível em: < http://mtc-m16b.sid.inpe.br/col/sid.inpe.br/iris@1915/2005/03.21.18.30/doc/Oliveira_O%20El%20nino%20de%201997_98.pdf >. Acesso em: 14.03.2020.

OLIVEIRA, M. J., BATISTA, G. M. M., et al. História geológica e Ciência do clima: métodos e origens do estudo dos ciclos climáticos na Terra. **Terra**, v. 12, 2015.

OLIVEIRA, M. S.; REZENDE, P. C.; MORAES, R. C. Envelhecimento Cardiovascular e Doenças Cardiovasculares em Idosos, **Medicinonet**, 2010.

OMM. Organização Mundial Meteorológica, 2001. Disponível em: <https://public.wmo.int/en/files/heat-waves> >. Acesso em: 13 de outubro de 2019.

OMS. Organização Mundial da Saúde. Disponível em: <

<http://www.who.int/eportuguese/countries/bra/pt/> >. Acesso em: 11 de janeiro de 2018.

OSWALD, E. M. An Analysis of the Prevalence of Heat Waves in the United States between 1948 and 2015. **Journal of Applied Meteorology and Climatology**, v. 57(7): 1535–1549, 2018.

PADILHA, C. K. Estagnação de massa de ar quente e seco sobre a região central do Brasil, 2008. Tese de doutorado. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos - SP, 2008.

PAES, N. A geografia da mortalidade por causas dos idosos no Brasil. Departamento de Estatística da UFPB, 2016.

PBMC, 2016: Mudanças Climáticas e Cidades. Relatório Especial do Painel Brasileiro de Mudanças Climáticas [Ribeiro, S.K., Santos, A.S. (Eds.)]. PBMC, COPPE – UFRJ. Rio de Janeiro, Brasil. 116p, 2016.

PBMC, 2016: Mudanças Climáticas e Cidades. Relatório Especial do Painel Brasileiro de Mudanças Climáticas [Ribeiro, S.K., Santos, A.S. (Eds.)]. PBMC, COPPE – UFRJ. Rio de Janeiro, Brasil. 116p, 2016.

PEDROSO, D. Bloqueios atmosféricos e sistemas frontais sobre a América do Sul em cenários de clima futuro, Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-Graduação em Meteorologia, Universidade Federal de Santa Maria, 2014.

PENG, R. D.; BOBB, J. F.; TEBALDI, C.; MCDANIEL, L.; BELL, M. L.; DOMINICI, F. Toward a Quantitative Estimate of Future Heat Wave Mortality Under Global Climate Change. **Environmental Health Perspectives**, 119 (5), 701-706, 2010.

PEREIRA, M. G.; Galvão, T. F. Heterogeneidade e viés de publicação em revisões sistemáticas. **Epidemiol. Serv. Saúde**, 23 (4), 2014.

PERKINS, S. E., and L. V. Alexander. On the measurement of heatwaves. **J. Climate**, 26, 4500–4517, 2013.

PERKINS-KIRKPATRICK, S.E., LEWIS, S.C. Increasing trends in regional heatwaves. **Nat Commun**, 11, 3357, 2020.

PEZZA, A. B., AMBRIZZI, T. Ondas de frio na América do sul e as trajetórias dos ciclones e anticiclones extratropicais: climatologia sinótica. Instituto de Astronomia, Geofísica e ciências atmosféricas, USP. Dissertação de Doutorado, 2003.

PHILIP, S. Y., KEW, S. F., VAN OLDENBORGH, G. J., ANSLOW, F. S., et al. Rapid attribution analysis of the extraordinary heatwave on the Pacific Coast of the US and Canada June 2021, **Earth Syst. Dynam.** Discuss. [preprint], 2021.

R Development Core Team. R: A Language and Environment for Statistical Computing; R Foundation for Statistical Computing: Vienna, Austria, 2010.

RANDALL, D. A., WOOD, R. A.; BONY, S.; COLMAN, R.; et al. Climate Models and Their Evaluation. In: Climate Change 2007: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Solomon, S., D. Qin, M. Manning, Z. Chen, M. Marquis, K.B. Averyt, M.Tignor and H.L.

Miller (eds.)). Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA, 2007.

REBOITA, M. S.; GAN, M. A.; ROCHA, R. P.; AMBRIZZI, T. Precipitation regimes in South America: a bibliography review. **Rev Bras Meteorol**, 25:185–204, 2010.

Redação AH. Linha do tempo: trajes de banho femininos. **AH Aventuras na história**, 2017. Disponível em: < <https://aventurasnahistoria.uol.com.br/noticias/galeria/linha-do-tempo-trajes-de-banho-femininos.phtml> > . Acesso em: 19 de janeiro de 2022.

REDDY, P. J.; PERKINS-KIRKPATRICK, S. E.; SHARPLES, J. J. Intensifying Australian Heatwave Trends and Their Sensitivity to Observational Data. **Earth's future**, V. 9(4),2021.

REICHERT, T.; CHOWELL, G.; NISHIURA, H.; CHRISTENSEN, R.; MCCULLERS, J. Does Glycosylation as a modifier of Original Antigenic Sin explain the case age distribution and unusual toxicity in pandemic novel H1N1 influenza? **BMC Infect Dis.**, 10: 5, 2010.

RIAHI, K.; RAO, S.; KREY, V.; et al. RCP 8.5—A scenario of comparatively high greenhouse gas emissions. **Climatic Change**, 109, 33, 2011.

RIBEIRO, H.; ASSUNÇÃO, J. V. Efeitos das queimadas na saúde humana. **Estudos avançados** 16 (44), 2002.

RIQUENA, R.; PEREIRA, D.; VALE, M.; et al. Mortality prediction of laying hens due to heat waves. **Revista Ciência Agronômica**, v. 50(1): 18-26, 2019.

RIQUENA, R.; PEREIRA, D.; VALE, M.; et al. Mortality prediction of laying hens due to heat waves. **Revista Ciência Agronômica**, v. 50 (1): 18-26, 2019.

ROBINSON, P.J. On the Definition of a Heat Wave. **J. Appl. Meteor.**, 40, 762–775, 2001.

RODRIGUES, E. C. Modelo de regressão linear simples - Análise de resíduos, 2014. Disponível em: < http://www.iceb.ufop.br/deest/p3f11_d3p4rt4m3nt03st/arquivos/0.164970001409694296 >.

RUSSO, S. et al. Magnitude of extreme heat waves in present climate and their projection in a warming world. **J. Geophys. Res.- Atmos.**, 119, 12500–12512, 2014

SANTOS, J. O.; SANTOS, R. M. S.; et al. Os impactos produzidos pelas mudanças climáticas. **ACSA**, v. 9, n. 1, p. 09-16, 2013.

SETTE, D. M.; RIBEIRO, H. Interações entre o clima, o tempo e a saúde humana. **Revista de Saúde, Meio Ambiente e Sustentabilidade**, 6 (2), 2011.

SHARMA, D.; Das GUPTA, A.; BABEL, M. S. Spatial disaggregation of bias-corrected GCM precipitation for improved hydrologic simulation: Ping River Basin, Thailand, Hydrol. **Earth Syst. Sci.**, 11: 1373 –1390, 2007.

SHAROVSKY, R.; CÉSAR, L. A. M.; RAMIRES, J. A. F. Temperature, air pollution, and mortality from myocardial infarction in São Paulo, Brazil. **Braz J Med Biol Res.** 37(11):1651-7, 2004.

SHERIDAN, S. C. The redevelopment of a weather-type classification scheme for North America. **International Journal of Climatology**, 22, 51-68, 2002.

SHETH T.; NAIR, C.; MULLER, P.; et al. Increased winter mortality from acute myocardial infarction and stroke: The effect of age. **J Am Coll Cardiol**, 33: 1916-9, 1999.

SILBERNER, J. Heat wave causes hundreds of deaths and hospitalisations in Pacific north west. **BMJ**, 374, 1696, 2021.

SILVA JÚNIOR, J. L. R.; PADILHA, T. F.; REZENDE, J. E.; RABELO, E. C. A.; FERREIRA, A. C. G.; RABAHI, M. F. Efeito da sazonalidade climática na ocorrência de sintomas respiratórios em uma cidade de clima tropical. **J Bras Pneumol.**, 37(6):759-767, 2011.

SILVA, M. T.; SANTOS, C. M. D. Uma análise histórica sobre a seleção natural: de Darwin-Wallace à síntese estendida da Evolução, Amazônia. **Revista de Educação em Ciências e Matemática**, v.11 (22): 46-61, 2015.

SILVEIRA, I. H. Efeitos da temperatura na mortalidade por doenças cardiovasculares e impactos futuros segundo cenários de mudanças climáticas no Brasil. Tese de Doutorado, Centro Biomédico, Universidade do Estado do Rio de Janeiro, 2019.

SMITH, S. J.; Wigley, T. M. L. Multi-gas forcing stabilization with Minicam. **The Energy Journal**, 373-391, 2006.

SMITH, T. T., ZAITCHIK, B. F.; GOHLKE, J. M. Heat waves in the United States: definitions, patterns and trends. **Climatic Change**, 118, 811–825, 2013.

SOAR, C. Prevalência de fatores de risco cardiovascular em idosos não institucionalizados. **Revista Brasileira de Geriatria e Gerontologia**, Rio de Janeiro, 18(2): 385-395, 2015.

SOARES, F. V.; GREVE, P.; SENDÍN, F. A.; BENZE, B. G.; CASTRO, A. P.; REBELATTO, J. R. Relação entre alterações climáticas e fatores determinantes da mortalidade de idosos no município de São Carlos (SP) em um período de dez anos. **Ciênc. saúde coletiva**, 17 (1), 2012.

SON, J. Y.; LEE, J. T.; ANDERSON, G.; BELL, M. L. The impact of heat waves on mortality in seven major cities in Korea. **Environ Health Perspect**, 120(4):566–571, 2012.

SOUZA, L. C. L. Relações entre ilhas de calor urbano, geometria urbana e consumo de energia elétrica. **Ambiente, construção e patrimônio**, v. 4, n.1, 2010.

STEADMAN, R. G. The assessment of sultriness. Part I: A temperature-humidity index based on human physiology and clothing. **Journal of Applied Meteorology**, 18(7): 861–873, 1979a.

STEADMAN, R. G. The assessment of sultriness. Part II: Effects of wind, extra radiation and barometric pressure on apparent temperature. **Journal of Applied Meteorology**, 18(7): 874–885, 1979b.

SUN, Z.; CHEN, C.; YAN, M.; SHI, W.; et al. Heat wave characteristics, mortality and effect modification by temperature zones: a time-series study in 130 counties of China. **International Journal of Epidemiology**, v. 49(6): 1813–1822, 2020.

TADANO, Y. S.; UGAYA, C. M. L, FRANCO, A. T. Ressão de Poisson: metodologia para avaliação do impacto da poluição atmosférica da saúde populacional. **Ambiente & Sociedade**,

12(2):241-55, 2009.

THIRUMALAI, K. et al. Extreme temperatures in Southeast Asia caused by El Niño and worsened by global warming. **Nature Communications**, 15531, 2017.

TOMBOLATO, M. M.; OLIVEIRA, J. B.; CARDOSO, C. A. Análise epidemiológica de doenças respiratórias entre 2015 a 2020 no território brasileiro. **Research, Society and Development**, v. 10(7), 2021 .

TONG, S.; WANG, X. Y.; YU, W.; et al. The impact of heatwaves on mortality in Australia: a multicity study. **Epidemiology Research**, v. 4(2), 2014.

TORRES, F. T. P; MACHADO, P. J. O. Introdução à climatologia. São Paulo: Cengage Learning, p. 250, 2011. Disponível em: https://issuu.com/cengagebrasil/docs/livreto_9788522111473. Acesso em 23 dez. 2020.

TRANCOSO, R.; SYKTUS, J.; TOOMBS, N.; AHRENS, D.; WONG, K. K.; POZZA, R. D.. Heatwaves intensification in Australia: A consistent trajectory across past, present and future. **Science of The Total Environment**, v. 742, 2020.

TRIOLA, M. F. Introdução à Estatística. 7 edição. Rio de Janeiro: **Editora LTC**, 1999.

VAN HOUWELINGEN, H.C.; ARENDS, L.R.; STIJNEN, T. Advanced methods in meta-analysis: multivariate approach and meta-regression. **Stat Med.**,21:589–624, 2002.

VAN LOON, H. Blocking Action in the Southern Hemisphere—Part I. **Notos**, 5, 171-175, 1956.

VAN VUUREN, D. P.; EDMONDS, J.; KAINUMA, M. et al. The representative concentration pathways: an overview. **Climatic Change**, 109, 5, 2011.

VAN VUUREN, D. P.; LUCAS, P.; HILDERINK, H. Downscaling drivers of global environmental change. Enabling use of global SRES scenarios at the national and grid levels. **Global Environmental Change**, 17:114-130, 2007.

VANZELLA, E. O envelhecimento, a transição epidemiológica, da população brasileira, e impacto nas internações no âmbito do SUS. **EDUCERE (REF FAESNE)**, João Pessoa , v. X, n. 2, 2019.

VAUTARD, R.; VAN AALST, M.; BOUCHER, O.; DROUIN, A.; et al. Human contribution to the record-breaking June and July 2019 heatwaves in Western Europe. **Environmental Research Letters**, v. 15, Number 9, 2020.

VERAS, P. Considerações acerca de um jovem país que envelhece. **Cadernos de Saúde Pública**, RJ, 4(4): 382-397, 1988.

VIANA, D. V.; IGNOTTI, E. A ocorrência da dengue e variações meteorológicas no Brasil: revisão sistemática. **Rev. bras. epidemiol.**, 16 (2), 2013.

VICEDO-CABRERA, A. M.; SCOVRONICK, N.; SERA, F.; et al. The burden of heat-related mortality attributable to recent human-induced climate change. **Nat. Clim. Chang**, 11, 492–500, 2021.

VOGELAERE, P.; PEREIRA, C. Termorregulação e envelhecimento. **Rev. Port. Cardiol**, 24 (5), 747-761, 2005.

- VON STORCH, H.; NAVARRA, A. Analysis of Climate Variability: Applications of Statistical Techniques. **Berlin: Springer**, 1995.
- VRAC, M.; STEIN, M. L.; HAYHOE, K.; LIANG, X. A general method for validating statistical downscaling methods under future climate change. **Geophysical Research Letters**, v.34 (18), 2007.
- WANG, C. L.; AHMED, P. K. Dynamic capabilities: A review and research agenda. **International Journal of Management Reviews**, 9 (1):31-51, 2007.
- WATANABE, M., et al. Improved Climate Simulation by MIROC5: Mean States, Variability, and Climate Sensitivity. **Journal of Climate**, 23, 6312-6335, 2010.
- WIGHT, D.; WIMBUSH, E.; JEPSON, R.; DOI, L. Six steps in quality intervention development. **J. Epidemiol. Community Health**, 70, 520–525, 2016.
- WINDISH, D. M.; DIENER-WEST, M. A clinician-educator's roadmap to choosing and interpreting statistical tests. **J Gen Intern Med.**, 21(6):656-60, 2006.
- XIA, Y.; LI, Y.; GUAN, D.; TINOCO, D. M.; XIA, J.; YAN, Z.; YANG, J.; LIU, Q.; HUO, H. Assessment of the economic impacts of heat waves: A case study of Nanjing, China. **Journal of Cleaner Production**, 171. p. 811-819, 2018.
- XU, Z.; FITZGERALD, G.; GUO, Y.; JALALUDIN, B.; TONG, S. Impact of heatwave on mortality under different heatwave definitions: A systematic review and meta-analysis. **Environ Int.**, 89-90:193-203, 2016.
- YIN, Q.; WANG, J. The association between consecutive days' heat wave and cardiovascular disease mortality in Beijing, China. **BMC Public Health**, v. 17, 223, 2017.
- ZHANG, J.; FURTADO, K.; TURNOCK, S. T.; MULCAHY, J. P.; et al. The role of anthropogenic aerosols in the anomalous cooling from 1960 to 1990 in the CMIP6 Earth system models, **Atmos. Chem. Phys.**, 21, 18609–18627, 2021.
- ZHANG, R., SUN, C., ZHU, J. et al. Increased European heat waves in recent decades in response to shrinking Arctic sea ice and Eurasian snow cover. **Clim Atmos Sci**, 3, 7, 2020.
- ZHAO, Q.; LI, S.; COELHO, M. S. Z. S.; SALDIVA, P. H. N.; HU, K.; HUXLEY, R. R.; ABRAMSON, M. J.; GUO, Y. The association between heatwaves and risk of hospitalization in Brazil: A nationwide time series study between 2000 and 2015. **PLoS Med.**, 22;16(2):e1002753, 2019..
- ZHENG, Z.; ZHAO, L.; OLESON, K.W. Large model structural uncertainty in global projections of urban heat waves. **Nat Commun**, 12, 3736, 2021.

APÊNDICE A

Tipos de clima e relações de mortalidade de idosos durante ondas de calor no Brasil

Para verificar o impacto dos tipos de tempo durante as ondas de calor na mortalidade de idosos nas capitais dos 26 estados do Brasil e no Distrito Federal, foram utilizados modelos estatísticos. Eles foram executados para cada cidade separadamente por doença (cardiovascular e respiratória). Os modelos estatísticos utilizados foram o Generalized Linear Model (GLM) com distribuição quase-Poisson (GASPARRINI & ARMSTRONG, 2011). Os efeitos entre tipos de tempo e dias de ondas de calor foram analisados usando interação estatística.

$$\text{Log}|E(Y_i)| = \beta_0 + \beta_1(\text{HWd} * \text{SSC})$$

onde Y_i é a contagem de mortalidade, assumindo que segue uma distribuição quase-Poisson para cada dia i . Os efeitos entre tipos de tempo e dias de ondas de calor foram analisados usando interação estatística.

O risco relativo dos efeitos dos tipos de tempo na mortalidade dos idosos durante os dias de ondas de calor em relação aos dias sem ondas de calor foi estimado como o exponencial do coeficiente da interação estatística entre a variável indicadora de ondas de calor (HWd) e a variável tipo de clima (SSC).

Após obter uma estimativa para cada capital brasileira específica, foi realizado um processo meta-analítico baseado na máxima verossimilhança restrita para agrupar as estimativas e obter uma medida sumária para cada região administrativa (VAN HOUWELINGEN et al., 2002). O agrupamento por meio de metanálise foi realizado utilizando o pacote Metafor do programa R.

Mortalidade de idosos e relação entre os tipos de clima durante as ondas de calor

A Figura 1 apresenta o risco relativo de mortalidade entre idosos nos tipos de tempo durante ondas de calor em relação aos dias sem ondas de calor nas regiões brasileiras.

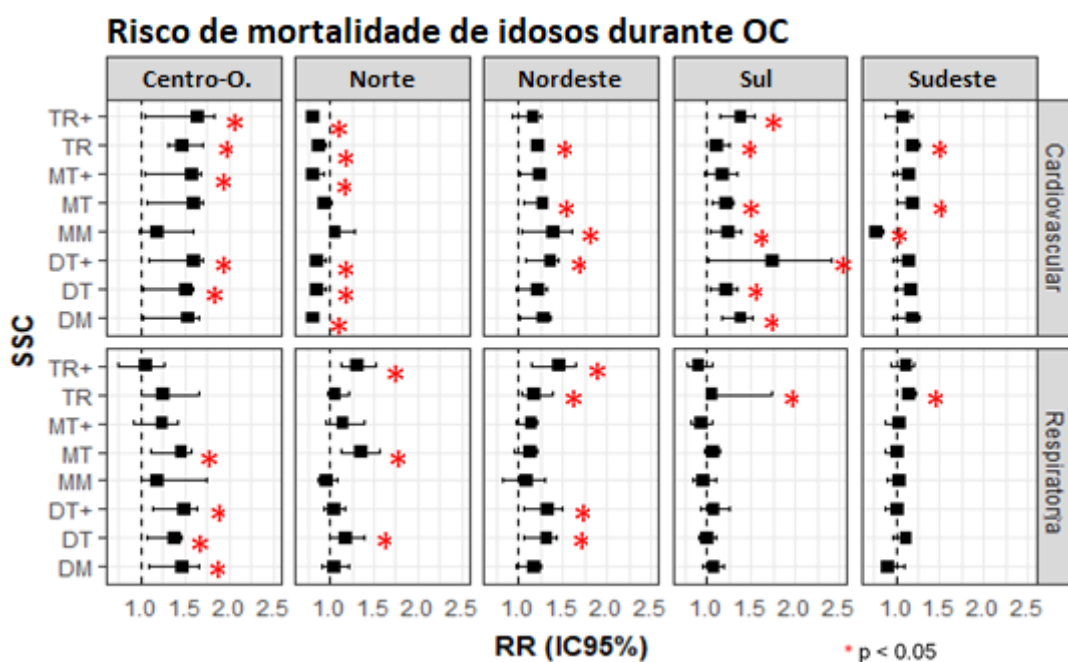


Figura 1- Risco relativo de mortalidade entre os idosos durante os tipos de tempo em dias de ondas de calor em relação aos dias sem ondas de calor. Elaborado pela autora (2022).

Em todas as regiões do país, com exceção da região Norte, o risco relativo de mortalidade de idosos durante ondas de calor em relação aos dias sem ondas de calor é maior (20% - 40%) por DCV do que DRSP em todos os tipos de tempo. O estudo de Diniz et al. (2020) corrobora esses resultados, onde o risco relativo de mortalidade de idosos durante ondas de calor é maior (20%) por DCV.

Na região Centro-Oeste, as ondas de calor representam um risco de mortalidade por DCV durante todos os tipos de tempo, no entanto, as ondas de calor que ocorrem durante os tipos de clima TR+ e DT+ têm o maior risco relativo de mortalidade (1,61; 1,1-1,8 e 1,55; 1,2-1,7, respectivamente). Em relação às doenças respiratórias, as ondas de calor oferecem maior risco de mortalidade durante os tipos de tempo DT+ e DM. De todas as regiões do país, a região Centro-Oeste apresenta os maiores riscos relativos de mortalidade entre os idosos.

Na região Norte do país, apenas as ondas de calor que ocorrem durante o tipo tempo MM oferecem risco relativo de mortalidade em idosos por DCV, porém esse risco não foi estatisticamente significativo. No que diz respeito às doenças respiratórias, as ondas de calor

que ocorrem durante os tipos de tempo TR+ e MT apresentam os maiores riscos de mortalidade (+ 30%).

Assim como na região Norte do país, na região Nordeste todos os tipos de tempo em que ocorrem ondas de calor oferecem risco relativo de mortalidade em idosos, tanto por doenças cardiovasculares quanto respiratórias. O risco de mortalidade por DCV é maior nos tipos de clima MM e DT+ (aumento de 45% e 35% na mortalidade de idosos durante as ondas de calor em relação aos dias sem ondas de calor, respectivamente), ou seja, durante esses tipos de tempo o risco de mortalidade aumenta em 40% quando há ondas de calor em relação aos dias sem ondas de calor na região. O risco de mortalidade em idosos por DRSP aumenta em 48% quando o tipo de tempo é TR e uma onda de calor está ocorrendo.

As ondas de calor que ocorrem durante o tipo de tempo DT+ oferecem o maior risco relativo de mortalidade por DCV em idosos da região Sul do país (aumento de 75% nos dias com ondas de calor em relação aos dias sem ondas de calor). Embora o tipo de tempo DT+ tenha o maior risco de mortalidade durante as ondas de calor, todos os outros tipos de tempo também apresentam risco de mortalidade durante as ondas de calor. No que diz respeito às doenças respiratórias, apenas as ondas de calor que ocorrem durante o tipo de tempo TR apresentam risco significativo de mortalidade.

Na região Sudeste do país, apenas as ondas de calor que ocorrem durante os tipos de tempo TR e MT oferecem risco significativo de mortalidade por DCV em idosos. Em relação à mortalidade de idosos por DRSP, há risco significativo apenas durante as ondas de calor que ocorrem no tipo de tempo TR. Assim, nota-se que há um grande aumento do risco de mortalidade em idosos nos tipos de tempo TR e DT+ quando há ondas de calor em relação aos dias sem ondas de calor. Esses resultados são preocupantes, uma vez que o tipo de tempo TR e DT+ vem apresentando um aumento na frequência ao longo dos anos durante os dias de ondas de calor nas regiões brasileiras.

As Figuras 2 e 3 mostram a variação percentual da mortalidade de idosos por doenças cardiovasculares e respiratórias, respectivamente.

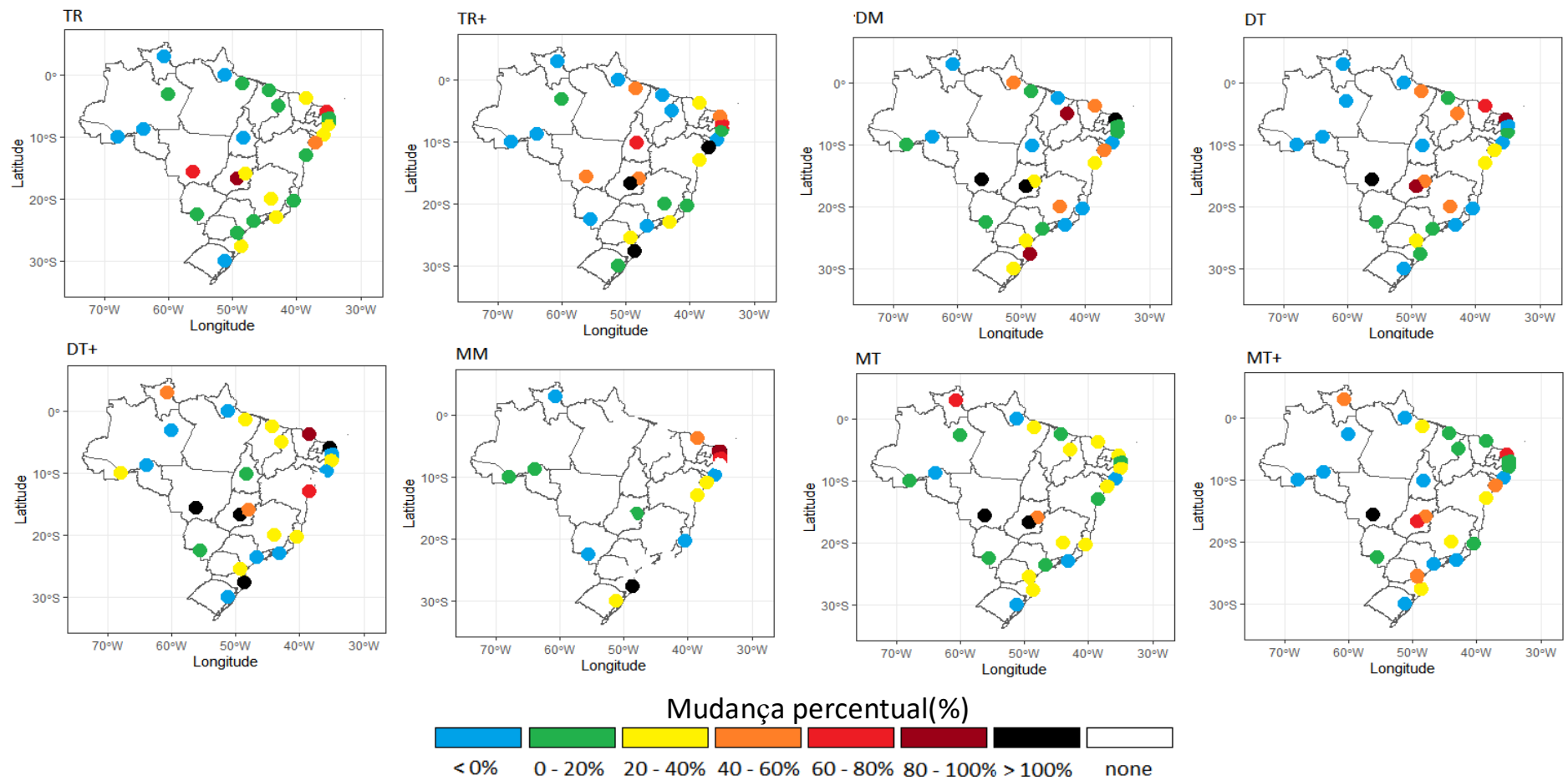


Figura 2- Variação percentual na mortalidade de idosos por doenças cardiovasculares durante os tipos de tempo em dias de ondas de calor em relação aos dias sem ondas de calor. Elaborado pela autora (2022).

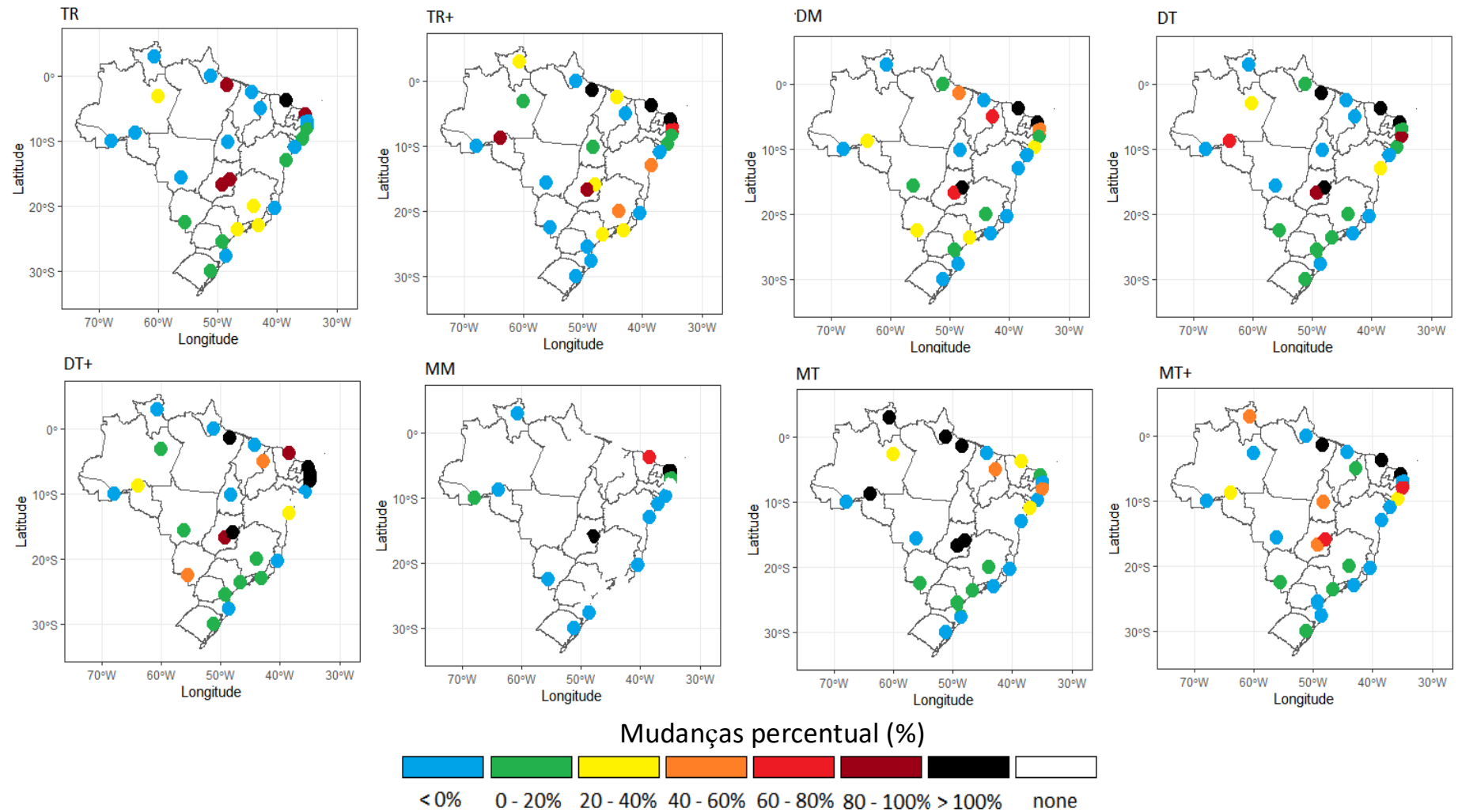


Figura 3- Variação percentual na mortalidade de idosos por doenças respiratórias durante os tipos de tempo em dias de ondas de calor em relação aos dias sem ondas de calor. Elaborado pela autora (2022).

Assim como a metanálise mostrou que o risco relativo de mortalidade por doenças cardiovasculares é maior do que por doenças respiratórias em quase todas as regiões do Brasil, as Figuras 2 e 3 também mostram o mesmo em relação às capitais. As capitais da região Centro-Oeste apresentam aumento de mais de 100% na mortalidade de idosos por doenças cardiovasculares quando o tipo de clima é DT durante os dias de ondas de calor em relação aos dias sem ondas de calor.

Capitais do extremo norte do Brasil como Boas Vista, Macapá e Belém apresentam um aumento de mais de 100% na mortalidade de idosos por doenças respiratórias quando o clima é MT nos dias de ondas de calor em relação aos dias sem ondas de calor.

APÊNDICE B

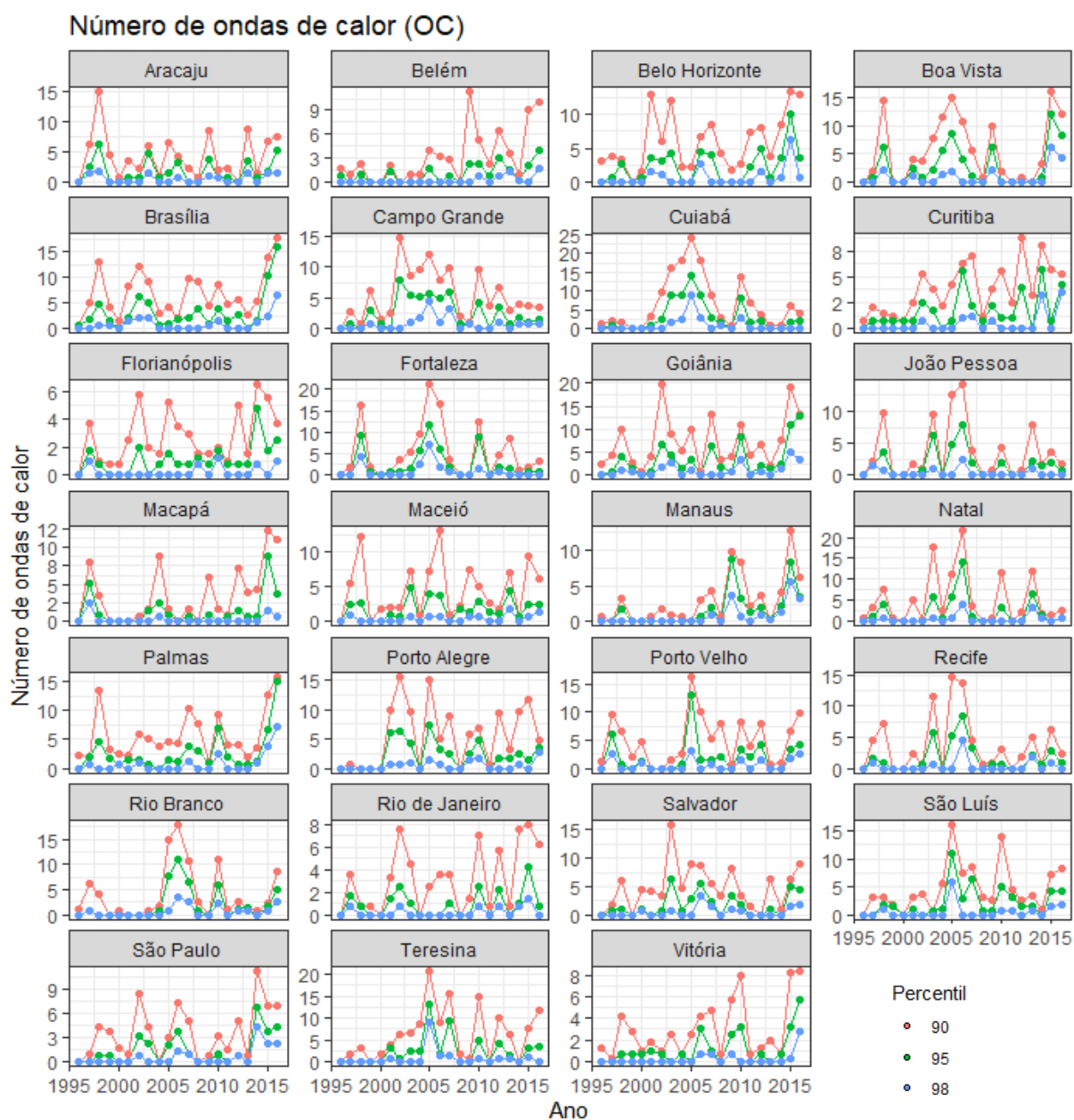


Figura 1 – Variabilidade interanual das ondas de calor nas capitais brasileiras nas definições P90 (linha vermelha), P95 (linha verde) e P98 (linha azul). Fonte: Elaborado pela autora (2022).

Tabela 1 – Projeção do número anual de dias com ondas de calor a partir do modelo Eta-HADGEM2-ES durante o período quente (sem adaptação).

Capital	P90				P95				P98			
	2030-2050		2079-2099		2030-2050		2079-2099		2030-2050		2079-2099	
	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5
Aracaju	1	7	12	157	0	3	3	111	0	1	1	65
Belém	27	35	126	227	14	15	77	186	7	5	33	118
Belo Horizonte	40	69	151	251	21	46	115	242	11	25	81	227
Boa Vista	86	118	171	258	71	99	151	256	53	77	133	254
Brasília	39	52	129	223	19	26	70	181	7	8	21	106
Campo Grande	0	3	12	208	0	0	1	129	0	0	0	70
Cuiabá	48	83	137	231	30	65	104	219	14	39	70	197
Curitiba	29	37	99	181	16	22	70	153	4	12	37	113
Florianópolis	51	86	147	238	30	68	114	226	14	38	83	203
Fortaleza	11	32	108	259	3	9	37	233	1	2	12	191
Goiania	42	70	117	224	23	43	84	206	7	20	50	164
João Pessoa	52	71	86	207	26	49	61	189	9	28	39	164
Macapá	61	87	164	240	39	66	134	233	19	41	95	220
Maceió	71	110	125	258	55	85	105	255	38	57	62	250
Manaus	72	89	211	246	46	64	182	243	24	38	139	233
Natal	50	67	193	245	27	41	152	234	13	22	102	217
Palmas	62	84	144	254	42	62	121	248	27	40	97	239
Porto Alegre	27	46	103	174	12	32	76	150	4	17	46	123
Porto Velho	16	29	88	166	6	16	61	133	1	7	38	97
Recife	25	49	140	248	5	11	48	221	1	3	13	167
Rio Branco	51	91	140	258	36	70	113	254	19	48	81	246
Rio de Janeiro	92	117	234	255	74	102	218	252	51	86	191	248
Salvador	14	16	55	102	3	7	27	76	0	2	9	54
São Luis	17	19	61	114	7	9	35	81	2	2	17	49
São Paulo	44	59	140	235	21	28	86	193	9	9	37	113
Teresina	32	54	126	190	15	35	94	165	2	13	51	129
Vitória	66	100	159	257	46	83	129	252	27	64	85	244

Tabela 2 – Projeção da duração média das ondas de calor apartir do modelo Eta-HADGEM2-ES durante o período quente.

Capital	P90				P95				P98			
	2030-2050		2079-2099		2030-2050		2079-2099		2030-2050		2079-2099	
	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5
Aracaju	7	7	10	30	5	5	7	16	5	5	6	9
Belém	12	13	8	108	11	10	8	77	11	8	7	56
Belo Horizonte	8	8	8	31	6	7	7	21	5	6	6	13
Boa Vista	9	11	24	66	9	10	17	56	8	9	13	43
Brasília	6	9	9	31	6	7	8	24	4	6	7	16
Campo Grande	6	9	7	22	5	7	6	18	4	6	5	14
Cuiabá	7	9	11	29	6	7	9	24	6	6	8	18
Curitiba	4	6	7	12	4	5	6	10	4	5	6	8
Florianópolis	4	5	5	7	4	4	5	6	3	4	4	5
Fortaleza	5	4	5	18	4	3	3	9	3	3	3	7
Goiania	7	10	11	36	6	8	9	26	4	7	8	19
João Pessoa	8	9	18	48	6	8	13	37	6	7	10	27
Macapá	11	13	14	87	10	10	13	65	9	8	11	53
Maceió	5	6	8	25	5	4	6	14	5	4	6	9
Manaus	5	6	9	48	5	5	7	30	5	5	7	20
Natal	5	6	8	43	4	6	5	18	3	5	4	11
Palmas	7	11	12	83	6	9	10	49	6	8	8	34
Porto Alegre	7	6	8	14	5	4	8	13	4	4	6	9
Porto Velho	6	7	8	82	6	6	7	49	5	6	6	30
Recife	7	8	15	42	6	7	11	28	5	6	8	20
Rio Branco	3	4	5	8	3	4	4	6	5	4	4	6
Rio de Janeiro	4	5	7	12	4	5	6	10	4	4	5	8
Salvador	6	6	8	28	5	5	6	15	5	4	5	8
São Luis	4	5	7	111	4	4	5	26	4	3	4	13
São Paulo	6	7	9	15	5	6	8	13	5	5	7	10
Teresina	12	14	19	76	10	11	15	62	7	10	12	52
Vitória	5	6	6	11	5	6	6	9	4	5	5	8

Tabela 3 – Projeção da intensidade média das ondas de calor a partir do modelo Eta-HADGEM2-ES durante o período quente.

Capital	P90				P95				P98			
	2030-2050		2079-2099		2030-2050		2079-2099		2030-2050		2079-2099	
	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5
Aracaju	31	31	29	31	32	31	29	32	32	32	30	32
Belém	34	34	32	37	35	34	32	37	35	35	33	37
Belo Horizonte	31	32	29	34	32	33	29	34	33	34	30	35
Boa Vista	33	33	33	36	33	33	33	36	33	33	33	36
Brasília	32	32	32	35	32	33	32	35	33	33	33	36
Campo Grande	35	36	34	38	36	36	34	38	36	37	35	39
Cuiabá	35	36	35	39	36	36	35	39	36	37	36	39
Curitiba	30	31	31	33	31	32	31	34	32	32	32	34
Florianópolis	31	31	31	31	32	31	32	32	32	32	32	33
Fortaleza	31	32	32	33	32	32	32	33	33	33	33	33
Goiania	33	34	32	37	34	34	33	37	34	35	33	37
João Pessoa	31	31	31	32	31	31	31	32	31	32	31	33
Macapá	32	31	30	32	32	32	30	32	33	33	30	33
Maceió	31	31	32	33	32	32	32	33	32	32	32	33
Manaus	33	33	34	37	34	34	34	38	34	34	35	38
Natal	33	33	33	34	34	34	34	35	34	34	34	35
Palmas	36	37	33	40	37	37	33	40	37	37	34	40
Porto Alegre	26	26	26	27	27	27	27	27	33	27	28	28
Porto Velho	33	33	32	36	33	33	32	36	34	34	33	36
Recife	32	32	31	33	32	32	31	33	32	32	32	33
Rio Branco	33	34	34	36	33	34	34	36	34	35	34	37
Rio de Janeiro	35	35	33	37	35	36	34	37	36	37	35	38
Salvador	29	29	28	30	30	30	28	30	31	30	29	30
São Luis	32	31	31	33	32	32	31	33	33	32	32	33
São Paulo	32	32	31	35	32	33	32	35	33	34	33	36
Teresina	37	37	38	39	38	38	39	40	38	39	39	40
Vitória	31	31	29	32	31	32	30	32	32	32	31	33

Tabela 4 – Projeção do número anual de dias com ondas de calor apartir do modelo Eta-HADGEM2-ES durante o período frio (sem adaptação).

Capital	P90				P95				P98			
	2030-2050		2079-2099		2030-2050		2079-2099		2030-2050		2079-2099	
	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5
Aracaju	43	77	102	234	18	42	68	217	4	15	37	189
Belém	60	122	138	250	32	83	84	234	16	40	39	203
Belo Horizonte	86	100	163	248	51	60	128	236	26	33	95	216
Boa Vista	69	106	175	240	51	82	149	233	30	55	116	226
Brasília	59	121	124	235	30	72	57	210	10	26	16	155
Campo Grande	19	45	101	251	2	10	19	188	0	1	2	105
Cuiabá	84	157	157	244	52	116	124	232	26	76	80	214
Curitiba	44	88	109	190	23	60	72	165	7	31	33	124
Florianópolis	99	168	153	243	60	125	120	233	31	84	74	218
Fortaleza	34	74	152	258	6	19	60	241	0	4	21	188
Goiania	70	120	131	218	44	89	92	197	21	56	52	169
João Pessoa	63	97	132	176	40	71	92	162	21	47	53	146
Macapá	108	165	144	239	74	135	118	231	38	89	82	217
Maceió	67	112	203	237	49	90	182	229	21	50	147	217
Manaus	79	101	182	255	53	68	145	248	30	46	95	234
Natal	71	100	162	254	46	68	116	246	27	44	74	227
Palmas	29	61	111	206	10	35	64	181	3	18	25	145
Porto Alegre	40	60	55	129	25	42	39	111	12	26	23	88
Porto Velho	38	61	59	151	22	40	35	124	11	23	14	92
Recife	51	78	182	257	17	39	105	244	6	19	55	221
Rio Branco	91	133	181	251	61	106	153	246	31	69	114	239
Rio de Janeiro	92	144	160	246	72	118	143	244	47	82	112	239
Salvador	18	60	65	165	6	38	41	132	1	21	17	100
São Luis	28	40	41	94	13	23	24	68	5	12	11	44
São Paulo	68	123	134	247	37	83	71	229	17	42	28	186
Teresina	53	82	74	176	34	56	46	152	18	33	25	127
Vitória	87	162	165	250	63	134	143	243	34	89	115	230

Tabela 5 – Projeção da duração média das ondas de calor a partir do modelo Eta-HADGEM2-ES durante o período frio.

Capital	P90				P95				P98			
	2030-2050		2079-2099		2030-2050		2079-2099		2030-2050		2079-2099	
	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5
Aracaju	7	11	10	54	7	9	8	33	5	8	6	19
Belém	8	7	20	26	8	7	16	23	8	6	12	18
Belo Horizonte	6	9	10	20	5	7	9	14	5	6	6	12
Boa Vista	10	12	11	49	9	10	10	40	7	8	9	35
Brasília	7	10	12	48	6	8	9	32	6	6	7	21
Campo Grande	6	7	10	11	6	6	8	10	5	6	7	9
Cuiabá	7	9	9	33	6	8	8	27	5	7	7	20
Curitiba	5	5	5	7	5	5	5	7	4	5	5	6
Florianópolis	4	5	5	6	4	5	4	5	4	4	4	5
Fortaleza	4	6	6	68	4	4	4	15	3	4	3	8
Goiania	7	11	11	51	7	9	9	36	5	7	7	25
João Pessoa	9	9	13	71	8	8	10	44	6	9	9	24
Macapá	7	10	11	81	6	8	8	49	5	7	7	32
Maceió	9	8	14	37	7	7	13	30	6	6	10	24
Manaus	6	6	9	45	5	5	7	24	5	5	6	16
Natal	6	8	12	82	4	7	8	36	4	6	7	20
Palmas	8	11	12	62	8	9	11	44	7	7	9	29
Porto Alegre	5	5	6	9	4	5	6	8	5	5	5	7
Porto Velho	6	8	10	76	6	7	9	54	5	6	7	35
Recife	8	10	11	68	7	9	9	40	6	8	8	23
Rio Branco	5	6	6	25	4	5	6	17	4	4	6	12
Rio de Janeiro	5	5	6	8	5	5	5	7	4	5	4	6
Salvador	6	9	8	34	5	7	5	21	4	5	4	11
São Luis	5	7	9	541	4	5	6	40	3	5	5	16
São Paulo	6	6	6	10	5	6	5	9	5	5	5	8
Teresina	5	6	8	13	5	6	6	11	4	6	6	9
Vitória	5	6	7	11	4	6	6	9	4	5	5	7

Tabela 6 – Projeção da intensidade média das ondas de calor apartir do modelo Eta-HADGEM2-ES durante o período frio.

Capital	P90				P95				P98			
	2030-2050		2079-2099		2030-2050		2079-2099		2030-2050		2079-2099	
	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5
Aracaju	28	28	30	30	29	29	31	30	29	29	31	30
Belém	31	31	34	35	31	31	34	35	32	32	35	35
Belo Horizonte	28	29	32	31	29	29	33	31	30	30	34	32
Boa Vista	33	33	33	35	33	33	33	35	33	33	34	35
Brasília	30	30	32	33	30	31	32	34	31	31	33	34
Campo Grande	32	32	35	35	33	33	35	35	33	33	36	35
Cuiabá	34	34	36	37	34	34	36	37	34	34	37	37
Curitiba	28	28	30	30	28	29	30	31	28	29	31	31
Florianópolis	27	28	28	29	28	28	28	29	29	29	29	30
Fortaleza	31	31	31	32	32	32	32	33	32	33	32	33
Goiania	31	32	34	35	32	32	35	35	32	33	35	35
João Pessoa	29	29	30	31	30	30	30	31	30	30	30	31
Macapá	29	29	30	30	29	29	30	30	29	29	30	31
Maceió	30	31	31	33	31	31	31	33	31	31	31	33
Manaus	32	32	34	36	33	33	34	36	34	33	34	36
Natal	31	31	31	33	31	31	31	33	31	32	32	33
Palmas	32	33	37	36	33	33	38	36	33	34	38	37
Porto Alegre	23	24	24	24	24	24	24	25	24	25	25	25
Porto Velho	31	31	33	34	31	31	33	34	31	32	33	34
Recife	29	30	30	31	30	30	31	31	30	30	31	31
Rio Branco	31	31	32	34	31	32	32	34	32	32	33	34
Rio de Janeiro	32	32	35	34	33	33	35	34	33	34	36	35
Salvador	28	28	29	28	28	28	29	29	29	29	30	29
São Luis	30	30	31	32	30	31	31	32	31	31	32	32
São Paulo	29	29	31	31	29	30	32	32	30	30	32	32
Teresina	32	33	33	35	33	34	33	35	34	36	34	36
Vitória	28	29	31	30	29	29	31	30	30	30	32	31

Tabela 7 – Projeção do número de dias com ondas de calor a partir do modelo Eta-MIROC5 durante o período quente (sem adaptação).

Capital	P90				P95				P98			
	2030-2050		2079-2099		2030-2050		2079-2099		2030-2050		2079-2099	
	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5
Aracaju	36	39	66	159	23	22	30	109	10	9	59	186
Belém	42	61	42	207	30	43	22	181	18	26	140	217
Belo Horizonte	37	45	75	136	20	30	53	112	9	18	89	169
Boa Vista	73	74	96	202	60	53	77	187	47	37	167	239
Brasília	58	69	79	176	37	47	53	152	21	31	128	214
Campo Grande	31	38	45	79	18	23	30	57	8	11	38	146
Cuiabá	67	81	118	173	45	62	97	156	28	42	133	217
Curitiba	19	22	36	54	10	14	20	33	3	7	22	88
Florianópolis	14	15	25	42	6	7	10	22	2	2	9	44
Fortaleza	68	87	151	252	47	56	113	244	26	29	228	105
Goiania	64	82	96	180	44	59	71	160	24	39	136	218
João Pessoa	54	55	99	175	33	33	57	153	17	16	118	234
Macapá	45	44	70	179	28	25	34	128	16	10	72	203
Maceió	54	73	98	219	38	49	73	202	25	33	180	226
Manaus	67	69	90	176	51	52	64	152	33	33	125	216
Natal	56	60	107	188	34	36	70	166	18	18	138	221
Palmas	58	77	104	191	38	54	78	172	22	34	148	230
Porto Alegre	31	53	93	168	15	31	59	145	7	15	119	100
Porto Velho	65	71	69	173	49	45	49	150	32	25	123	239
Recife	55	54	97	181	32	32	51	155	18	15	111	227
Rio Branco	65	66	90	162	44	42	62	138	26	23	109	189
Rio de Janeiro	14	20	38	53	5	11	20	30	2	3	14	92
Salvador	33	41	55	175	17	20	23	126	6	7	65	155
São Luis	37	57	81	213	24	36	54	189	12	20	157	188
São Paulo	18	29	51	63	9	17	35	43	4	11	31	127
Teresina	46	55	84	208	29	35	53	181	14	22	146	145
Vitória	29	34	59	120	12	17	32	87	5	7	57	124

Tabela 8 – Projeção da duração média das ondas de calor a partir do modelo Eta-MIROC5 durante o período quente.

Capital	P90				P95				P98			
	2030-2050		2079-2099		2030-2050		2079-2099		2030-2050		2079-2099	
	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5
Aracaju	6	6	7	11	6	5	29	9	6	5	5	7
Belém	9	11	5	25	8	10	32	16	6	10	7	12
Belo Horizonte	4	6	6	8	4	5	28	7	4	6	5	7
Boa Vista	15	12	12	20	14	11	33	18	14	10	12	18
Brasília	6	7	7	12	5	6	30	11	5	6	6	9
Campo Grande	5	5	5	6	4	5	31	6	5	5	5	6
Cuiabá	6	7	9	11	6	6	34	10	6	7	8	9
Curitiba	4	4	4	5	4	4	26	5	4	4	4	4
Florianópolis	4	4	4	4	4	4	26	4	4	3	3	4
Fortaleza	8	8	10	60	7	7	32	38	6	6	6	23
Goiania	6	8	8	12	6	7	32	11	5	7	7	10
João Pessoa	7	7	8	14	6	6	30	12	5	5	6	9
Macapá	6	7	7	13	6	5	30	9	7	5	5	8
Maceió	8	9	9	23	7	8	31	19	7	7	8	15
Manaus	8	10	9	13	8	9	33	12	8	9	9	12
Natal	7	7	8	15	6	6	31	12	6	6	6	10
Palmas	8	8	10	17	8	8	35	16	7	8	8	13
Porto Alegre	5	5	5	9	5	5	25	7	5	4	5	6
Porto Velho	8	6	7	12	7	6	32	11	6	5	7	9
Recife	7	7	8	14	6	6	29	11	5	5	6	8
Rio Branco	6	6	6	10	6	5	33	9	6	5	6	8
Rio de Janeiro	4	4	5	4	3	4	30	4	3	4	4	4
Salvador	5	6	6	11	4	4	28	8	4	4	4	6
São Luis	7	7	7	19	6	6	31	14	5	6	6	10
São Paulo	4	5	6	5	4	5	27	5	4	4	5	5
Teresina	11	11	10	25	9	10	34	18	7	8	6	16
Vitória	4	5	5	7	4	4	28	6	4	4	4	5

Tabela 9 – Projeção da intensidade média das ondas de calor apartir do modelo Eta-MIROC5 durante o período quente.

Capital	P90				P95				P98			
	2030-2050		2079-2099		2030-2050		2079-2099		2030-2050		2079-2099	
	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5
Aracaju	31	31	29	31	31	31	29	32	32	32	29	32
Belém	33	34	32	34	33	34	32	34	33	34	32	34
Belo Horizonte	31	32	28	33	32	32	28	33	32	33	28	34
Boa Vista	35	35	33	36	35	35	33	37	36	36	34	37
Brasília	33	33	30	34	33	34	30	35	34	34	30	35
Campo Grande	35	35	31	36	36	35	31	36	37	36	32	37
Cuiabá	35	35	34	37	36	35	34	37	36	36	34	37
Curitiba	30	31	26	31	31	31	26	32	31	32	26	32
Florianópolis	31	31	26	31	31	32	26	32	32	32	26	33
Fortaleza	32	32	32	34	33	33	32	34	33	33	32	34
Goiania	34	34	32	36	34	35	32	36	35	35	32	36
João Pessoa	31	31	30	32	31	31	30	32	32	32	29	32
Macapá	32	31	30	32	32	32	30	32	33	32	29	33
Maceió	32	32	31	33	32	32	31	33	32	32	32	33
Manaus	33	33	32	34	34	34	33	35	34	34	34	35
Natal	33	33	31	34	33	33	31	35	34	34	31	35
Palmas	36	36	35	38	37	37	35	38	37	38	35	39
Porto Alegre	26	26	25	27	27	27	25	27	27	27	25	27
Porto Velho	33	33	32	34	33	33	32	34	34	34	32	34
Recife	32	32	30	33	32	32	29	33	33	32	30	33
Rio Branco	33	33	33	34	33	33	33	34	33	33	34	34
Rio de Janeiro	35	35	30	36	36	36	30	36	37	37	30	37
Salvador	29	29	28	29	29	29	28	29	30	30	28	30
São Luis	31	31	31	32	32	32	31	32	32	32	31	32
São Paulo	32	32	28	33	32	33	27	34	33	34	28	34
Teresina	36	37	34	37	36	37	34	38	37	37	34	38
Vitória	31	31	28	32	31	31	28	32	32	32	28	33

Tabela 10 – Projeção do número de dias com ondas de calor a partir do modelo Eta-MIROC5 durante o período frio (sem adaptação).

Capital	P90				P95				P98			
	2030-2050		2079-2099		2030-2050		2079-2099		2030-2050		2079-2099	
	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5
Aracaju	43	34	76	168	25	17	41	117	12	6	17	71
Belém	37	37	105	107	26	23	72	84	18	15	43	62
Belo Horizonte	45	48	64	145	27	31	43	117	12	17	29	87
Boa Vista	52	38	84	128	41	27	61	109	31	16	42	88
Brasília	48	58	95	165	27	38	70	139	14	22	50	112
Campo Grande	34	37	68	79	20	22	47	61	8	12	29	42
Cuiabá	71	78	92	171	47	57	71	151	29	40	49	130
Curitiba	18	22	24	52	9	13	14	35	2	7	6	22
Florianópolis	15	19	22	41	5	8	11	21	2	4	4	11
Fortaleza	49	52	110	211	34	34	79	188	20	19	48	157
Goiania	57	78	103	177	37	54	78	155	20	33	57	127
João Pessoa	51	46	86	218	29	23	45	178	12	11	20	123
Macapá	50	39	95	187	31	20	53	145	17	8	24	99
Maceió	38	36	89	115	29	24	63	93	20	16	41	70
Manaus	60	43	75	133	41	25	47	101	30	16	28	73
Natal	53	52	110	238	32	27	61	213	14	13	23	159
Palmas	58	74	99	172	39	51	74	150	24	31	50	120
Porto Alegre	26	40	65	120	11	19	46	100	4	8	27	75
Porto Velho	64	60	113	145	45	39	83	121	31	23	58	95
Recife	50	45	85	212	29	24	49	169	13	11	24	122
Rio Branco	62	63	88	141	44	40	62	116	30	25	38	88
Rio de Janeiro	20	22	25	62	9	11	13	38	2	5	6	21
Salvador	34	27	68	129	16	10	34	75	5	3	11	37
São Luis	43	44	104	226	26	26	65	190	13	13	32	142
São Paulo	29	31	37	87	15	19	24	66	7	11	14	47
Teresina	32	31	74	118	22	19	46	102	14	13	25	80
Vitória	27	30	53	105	14	17	30	76	6	7	13	45

Tabela 11 – Projeção da duração média das ondas de calor a partir do modelo Eta-MIROC5 durante o período frio.

Capital	P90				P95				P98			
	2030-2050		2079-2099		2030-2050		2079-2099		2030-2050		2079-2099	
	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5
Aracaju	8	7	7	16	7	5	6	11	6	5	4	9
Belém	7	7	10	8	6	7	9	7	6	7	9	7
Belo Horizonte	5	5	6	9	5	5	6	8	4	6	5	7
Boa Vista	10	8	9	10	11	8	9	9	10	7	9	10
Brasília	6	6	7	11	5	6	7	9	5	6	7	8
Campo Grande	5	5	6	6	5	5	6	6	4	5	6	5
Cuiabá	6	7	7	11	6	7	7	9	6	7	6	8
Curitiba	4	5	4	5	4	4	4	5	3	4	4	5
Florianópolis	4	4	4	4	3	4	4	4	3	4	3	4
Fortaleza	7	6	8	19	7	6	7	13	7	6	6	10
Goiania	6	7	8	12	6	7	8	11	5	7	7	10
João Pessoa	9	8	7	19	7	7	6	13	5	5	5	9
Macapá	9	7	8	20	8	7	7	15	7	5	5	11
Maceió	7	7	7	8	8	7	7	7	7	7	7	7
Manaus	7	6	6	8	7	6	6	8	7	5	6	8
Natal	8	7	8	29	6	7	6	18	5	6	6	12
Palmas	8	9	9	15	9	9	9	13	7	9	8	11
Porto Alegre	4	4	5	6	4	4	5	6	4	4	5	5
Porto Velho	8	8	9	10	8	7	8	9	7	7	8	8
Recife	9	8	7	17	8	7	6	13	6	5	6	11
Rio Branco	7	7	7	9	7	6	6	8	7	7	7	8
Rio de Janeiro	4	5	4	5	4	4	4	5	3	3	4	4
Salvador	6	5	6	10	4	4	5	8	4	4	4	6
São Luis	7	7	7	25	6	7	6	14	6	6	5	10
São Paulo	4	5	5	6	4	4	4	5	4	4	4	5
Teresina	7	7	8	9	7	7	7	8	6	5	7	8
Vitória	5	5	5	6	4	4	5	6	4	4	4	5

Tabela 12 – Projeção da intensidade média das ondas de calor apartir do modelo Eta-MIROC5 durante o período frio.

Capital	P90				P95				P98			
	2030-2050		2079-2099		2030-2050		2079-2099		2030-2050		2079-2099	
	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5
Aracaju	29	29	28	29	29	29	28	29	30	30	28	30
Belém	31	31	29	31	32	31	29	32	32	32	30	32
Belo Horizonte	29	30	26	31	30	31	26	31	31	32	26	32
Boa Vista	34	34	30	35	35	34	30	35	35	35	31	36
Brasília	30	30	28	31	31	31	28	32	31	32	28	32
Campo Grande	33	34	28	35	34	34	28	35	35	35	28	36
Cuiabá	33	33	32	35	34	34	32	35	34	34	32	35
Curitiba	28	29	23	29	29	30	23	30	29	30	23	31
Florianópolis	28	29	23	29	29	30	23	30	30	31	23	31
Fortaleza	32	32	31	33	32	32	31	33	33	33	31	33
Goiania	31	32	30	33	32	32	30	33	32	33	30	34
João Pessoa	30	30	29	30	30	30	29	30	30	30	28	31
Macapá	30	29	28	30	30	30	28	30	30	30	28	30
Maceió	30	30	28	31	30	31	29	31	31	31	29	31
Manaus	31	31	29	31	31	31	30	32	32	32	30	32
Natal	32	32	31	33	32	32	30	33	32	33	30	33
Palmas	31	32	30	33	32	32	31	33	32	33	31	33
Porto Alegre	24	24	22	25	24	24	22	25	25	25	22	25
Porto Velho	30	30	29	31	30	30	29	31	31	31	29	31
Recife	30	30	29	31	30	30	29	31	31	31	29	31
Rio Branco	30	30	30	31	30	30	30	31	31	31	31	31
Rio de Janeiro	33	33	27	33	34	34	27	34	36	35	27	35
Salvador	28	28	27	28	28	29	27	28	29	30	27	29
São Luis	30	30	29	30	30	30	29	30	30	30	29	31
São Paulo	29	30	25	30	30	31	25	31	31	31	26	31
Teresina	32	32	29	32	33	32	29	33	33	32	29	33
Vitória	29	30	26	30	30	30	26	30	31	31	27	31

Tabela 13 – Projeção do número anual de dias com ondas de calor apartir do modelo Eta-HADGEM2-ES durante o período quente (com adaptação).

Capital	P90				P95				P98			
	2030-2050		2079-2099		2030-2050		2079-2099		2030-2050		2079-2099	
	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5
Aracaju	16	15	6	10	8	6	2	3	2	2	1	1
Belém	18	14	4	12	9	6	1	5	1	2	0	1
Belo Horizonte	11	11	11	12	5	5	4	5	2	1	1	1
Boa Vista	16	13	5	15	6	4	1	6	2	1	0	2
Brasília	12	14	10	13	6	6	5	5	2	1	1	2
Campo Grande	8	10	12	13	2	4	6	6	1	2	2	2
Cuiabá	10	14	11	11	5	5	5	4	2	1	2	1
Curitiba	6	5	12	9	2	2	6	4	0	1	2	1
Florianópolis	6	6	8	9	3	2	2	3	1	0	0	1
Fortaleza	12	10	8	9	3	2	4	3	1	0	1	0
Goiania	12	14	12	14	7	6	5	5	2	2	2	1
João Pessoa	12	14	6	11	6	7	3	4	2	3	1	1
Macapá	15	13	2	9	5	5	0	4	1	1	0	1
Maceió	16	13	7	11	7	5	2	3	2	2	0	1
Manaus	10	10	8	19	4	4	2	9	2	1	1	3
Natal	11	11	6	8	5	5	2	3	2	2	0	1
Palmas	13	15	11	10	6	6	6	3	1	1	2	0
Porto Alegre	11	13	8	10	4	5	4	4	1	1	0	1
Porto Velho	11	10	6	13	5	3	2	6	1	1	1	3
Recife	12	13	7	11	5	6	3	4	2	2	1	1
Rio Branco	12	12	7	11	6	5	3	5	2	2	1	2
Rio de Janeiro	5	6	10	9	1	2	4	4	0	0	1	1
Salvador	15	15	6	11	6	6	2	2	2	2	1	1
São Luis	9	13	3	8	5	4	1	2	1	1	1	1
São Paulo	5	8	16	10	1	4	6	3	0	1	2	1
Teresina	17	16	5	11	8	8	2	6	3	2	0	2
Vitória	13	13	7	10	5	5	3	5	1	1	0	1

Tabela 14 – Projeção do número anual de dias com ondas de calor apartir do modelo Eta-HADGEM2-ES durante o período frio (com adaptação).

Capital	P90				P95				P98			
	2030-2050		2079-2099		2030-2050		2079-2099		2030-2050		2079-2099	
	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5
Aracaju	16	16	8	13	6	6	4	5	2	2	1	2
Belém	16	12	7	13	9	4	3	5	2	1	0	1
Belo Horizonte	10	13	10	10	4	5	4	3	2	2	1	1
Boa Vista	13	11	6	16	5	6	3	6	2	1	0	2
Brasília	10	10	12	14	6	4	6	6	3	2	1	2
Campo Grande	9	13	15	11	4	5	8	5	2	1	2	1
Cuiabá	11	11	9	13	6	5	3	6	1	2	1	2
Curitiba	6	8	10	10	2	3	4	4	1	0	2	1
Florianópolis	6	7	7	8	3	2	2	4	1	1	0	1
Fortaleza	11	13	4	6	4	5	1	2	1	1	0	0
Goiania	13	9	14	14	6	4	6	7	2	2	2	2
João Pessoa	14	20	8	12	4	8	3	4	1	2	1	1
Macapá	16	13	6	14	5	5	3	5	1	2	1	2
Maceió	14	17	7	14	5	8	3	5	2	2	0	2
Manaus	9	9	7	17	5	2	3	7	2	0	1	3
Natal	9	13	4	9	3	6	1	3	1	2	0	1
Palmas	15	11	8	15	7	5	3	7	3	1	1	2
Porto Alegre	7	8	8	9	2	2	3	3	0	0	1	1
Porto Velho	7	7	8	12	4	2	2	5	1	0	1	2
Recife	13	20	8	11	7	8	3	4	2	2	1	1
Rio Branco	10	8	8	12	5	2	3	5	2	0	1	2
Rio de Janeiro	6	7	10	7	2	3	3	2	1	1	1	1
Salvador	13	14	6	12	5	5	2	5	2	1	1	1
São Luis	10	11	7	11	3	5	4	4	0	2	1	2
São Paulo	9	10	10	10	3	4	4	4	1	1	1	1
Teresina	14	14	7	13	5	6	3	6	2	2	1	2
Vitória	9	11	7	9	3	4	3	2	1	1	0	0

Tabela 15 – Projeção do número anual de dias com ondas de calor a partir do modelo Eta-MIROC5 durante o período quente (com adaptação).

Capital	P90				P95				P98			
	2030-2050		2079-2099		2030-2050		2079-2099		2030-2050		2079-2099	
	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5
Aracaju	10	16	14	12	4	7	6	4	2	3	2	1
Belém	11	16	15	11	4	6	8	5	2	1	4	1
Belo Horizonte	10	11	8	15	5	5	3	6	2	2	1	2
Boa Vista	18	13	17	18	9	4	9	10	3	0	3	2
Brasília	14	12	13	16	5	4	6	6	2	2	2	2
Campo Grande	13	9	10	12	7	3	5	6	3	1	2	2
Cuiabá	16	12	14	16	7	4	7	6	3	1	2	2
Curitiba	10	9	6	9	4	3	3	3	1	1	1	1
Florianópolis	8	6	4	4	2	2	2	1	1	0	0	0
Fortaleza	11	17	10	7	4	7	5	2	1	2	1	0
Goiania	16	12	13	16	7	5	6	6	3	2	2	2
João Pessoa	12	16	13	10	5	7	7	3	1	2	2	1
Macapá	12	12	16	15	6	5	8	7	2	1	3	1
Maceió	10	17	13	10	4	7	6	3	1	3	2	1
Manaus	16	12	17	19	8	4	11	7	3	1	4	2
Natal	11	14	10	10	5	6	5	4	2	1	2	0
Palmas	16	15	14	13	7	7	7	5	2	2	3	2
Porto Alegre	11	9	4	8	4	3	2	2	1	0	1	0
Porto Velho	12	10	18	17	6	3	11	9	2	0	5	2
Recife	11	16	13	10	4	8	7	3	1	2	2	1
Rio Branco	13	11	15	19	7	5	8	7	2	1	3	3
Rio de Janeiro	7	8	5	6	3	3	2	2	1	1	1	1
Salvador	11	12	9	10	4	4	4	4	1	1	1	1
São Luis	11	16	10	6	4	7	4	2	1	2	1	0
São Paulo	8	9	8	9	4	4	4	4	2	1	1	2
Teresina	14	20	13	11	5	10	7	4	1	2	3	1
Vitória	8	9	6	11	3	3	2	5	1	1	0	2

Tabela 16 – Projeção do número anual de dias com ondas de calor a partir do modelo Eta-MIROC5 durante o período frio (com adaptação).

Capital	P90				P95				P98			
	2030-2050		2079-2099		2030-2050		2079-2099		2030-2050		2079-2099	
	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5	RCP4.5	RCP8.5
Aracaju	11	17	11	9	3	8	3	4	1	2	1	1
Belém	8	13	11	9	3	7	7	4	0	2	4	2
Belo Horizonte	13	11	9	15	6	4	3	7	2	2	1	2
Boa Vista	9	11	15	11	2	5	9	5	0	3	3	1
Brasília	13	12	10	15	5	5	4	8	2	1	1	2
Campo Grande	12	7	12	13	5	3	6	6	3	1	2	1
Cuiabá	15	11	12	16	7	4	6	7	2	1	3	3
Curitiba	8	9	8	10	2	4	2	4	0	1	1	0
Florianópolis	6	7	5	8	2	2	1	3	0	1	1	0
Fortaleza	6	13	9	7	1	5	4	2	0	1	0	0
Goiania	14	11	11	17	6	5	5	7	3	1	1	3
João Pessoa	10	17	8	8	3	8	5	4	1	2	1	1
Macapá	8	11	11	10	2	6	6	4	0	2	3	0
Maceió	11	17	9	7	2	9	5	3	1	2	1	1
Manaus	6	10	11	10	2	5	6	6	1	1	4	1
Natal	11	16	9	9	4	8	5	4	0	1	2	1
Palmas	13	15	18	13	7	7	9	7	3	2	4	3
Porto Alegre	7	6	6	9	3	1	2	3	1	0	0	1
Porto Velho	8	14	13	12	2	4	8	6	0	1	4	2
Recife	9	17	9	9	2	9	5	4	0	2	1	1
Rio Branco	9	13	13	13	4	7	8	7	1	2	4	2
Rio de Janeiro	7	8	7	8	2	3	3	4	1	1	1	1
Salvador	12	13	9	9	5	5	3	3	1	1	2	1
São Luis	6	12	10	6	1	6	6	2	0	2	2	0
São Paulo	9	8	8	10	4	4	3	4	1	1	1	1
Teresina	8	13	11	8	3	5	7	4	0	2	3	1
Vitória	9	10	9	10	3	4	4	4	1	1	1	2

APÊNDICE C

Tabela 1 – Risco relativo associados aos efeitos das ondas de calor na mortalidade de idosos por DCV durante o período quente e frio de cada capital, considerando a definição P90.

Capital	Período quente									Período frio								
	Adicionado			Principal			Total			Adicionado			Principal			Total		
	RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	1,14	1,05	1,23	1,05	0,94	1,15	1,19	1,07	1,30	1,24	1,12	1,37	1,05	0,95	1,16	1,29	1,16	1,42
Belém	1,04	1,01	1,10	1,04	0,94	1,15	1,08	0,98	1,19	1,06	1,01	1,12	1,02	0,92	1,12	1,08	0,97	1,18
Belo Horizonte	0,99	0,96	1,03	1,04	0,93	1,14	1,03	0,93	1,13	1,02	1,01	1,06	0,99	0,89	1,09	1,01	0,91	1,11
Boa Vista	1,01	1,00	1,16	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11	0,82	0,71	0,94	1,20	1,08	1,32	1,02	0,92	1,12
Brasília	0,97	0,93	1,01	1,04	0,94	1,14	1,01	0,91	1,11	0,99	0,96	1,03	1,01	0,91	1,11	1,00	0,90	1,10
Campo Grande	0,99	0,93	1,04	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11	0,98	0,94	1,03	1,02	0,92	1,12	1,00	0,90	1,10
Cuiabá	0,98	0,92	1,05	1,03	0,92	1,13	1,01	0,91	1,11	0,83	0,76	0,89	1,19	1,07	1,31	1,02	0,92	1,12
Curitiba	1,03	1,01	1,09	1,01	0,91	1,11	1,04	0,94	1,15	0,98	0,94	1,03	1,02	0,92	1,12	1,00	0,90	1,10
Florianópolis	1,06	1,01	1,20	1,02	0,92	1,12	1,07	0,97	1,18	0,97	0,88	1,08	1,03	0,93	1,13	1,00	0,90	1,10
Fortaleza	0,97	0,93	1,02	1,04	0,93	1,14	1,01	0,91	1,11	0,99	0,95	1,04	1,01	0,91	1,11	1,00	0,90	1,10
Goiânia	1,09	1,05	1,13	1,02	0,92	1,12	1,11	1,00	1,22	1,05	1,01	1,10	1,02	0,91	1,12	1,07	0,96	1,17
João Pessoa	1,01	1,00	1,08	1,07	0,96	1,18	1,08	0,97	1,19	0,97	0,88	1,06	1,03	0,93	1,14	1,00	0,90	1,10
Macapá	1,01	0,84	0,99	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11	0,99	0,91	1,08	1,01	0,91	1,12	1,00	0,90	1,10
Maceió	1,01	1,00	1,07	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11	1,04	1,01	1,12	1,00	0,90	1,10	1,04	0,94	1,15
Manaus	1,01	1,00	1,07	1,19	1,07	1,31	1,20	1,08	1,32	0,88	0,74	0,99	1,12	1,01	1,23	1,00	0,90	1,10
Natal	0,95	0,88	0,99	1,05	0,95	1,16	1,00	0,90	1,10	0,96	0,87	1,05	1,05	0,94	1,15	1,00	0,90	1,10
Palmas	1,08	1,01	1,31	1,17	1,05	1,29	1,25	1,13	1,38	0,75	0,61	0,94	1,25	1,12	1,37	1,00	0,90	1,10
Porto Alegre	1,05	1,01	1,10	0,95	0,85	1,04	1,00	0,90	1,10	0,98	0,95	1,02	1,03	0,92	1,13	1,01	0,91	1,11
Porto Velho	0,96	0,87	1,00	1,06	0,95	1,17	1,02	0,92	1,13	1,33	1,17	1,52	1,05	0,95	1,16	1,38	1,25	1,52
Recife	1,05	1,01	1,09	0,96	0,86	1,05	1,01	0,91	1,11	1,10	1,04	1,16	1,11	1,00	1,22	1,21	1,09	1,33
Rio Branco	1,02	1,01	1,16	1,03	0,92	1,13	1,05	0,94	1,15	1,00	0,86	1,05	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10
Rio de Janeiro	1,11	1,09	1,13	1,01	0,91	1,11	1,12	1,00	1,23	1,06	1,04	1,09	1,02	0,92	1,12	1,08	0,98	1,19
Salvador	1,01	1,01	1,05	1,06	0,95	1,16	1,07	0,96	1,18	0,98	0,94	1,02	1,03	0,92	1,13	1,00	0,90	1,10
São Luís	1,05	1,00	1,10	0,95	0,86	1,05	1,00	0,90	1,10	1,02	1,00	1,09	1,01	0,91	1,11	1,03	0,93	1,14
São Paulo	1,02	1,00	1,04	1,13	1,02	1,25	1,15	1,04	1,27	1,02	1,00	1,04	0,99	0,89	1,09	1,01	0,91	1,11
Teresina	0,98	0,91	1,05	1,04	0,93	1,14	1,01	0,91	1,12	0,93	0,83	0,99	1,08	0,97	1,18	1,00	0,90	1,10
Vitória	1,05	1,01	1,15	1,17	1,06	1,29	1,22	1,10	1,35	1,04	1,01	1,17	1,01	0,91	1,11	1,05	0,94	1,15

Negrito: Significativo no nível de 0,05

Tabela 2 – Risco relativo associados aos efeitos das ondas de calor na mortalidade de idosos por DCV durante o período quente e frio de cada capital, considerando a definição P95.

Capital	Período quente									Período frio								
	Adicionado			Principal			Total			Adicionado			Principal			Total		
	RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95	
	Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto	
Aracaju	1,02	1,01	1,14	0,99	0,89	1,09	1,01	0,91	1,11	1,02	1,00	1,14	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12
Belém	1,08	1,01	1,17	1,09	0,98	1,20	1,17	1,05	1,29	1,08	1,01	1,17	1,09	0,98	1,20	1,17	1,05	1,29
Belo Horizonte	1,01	0,99	1,06	1,04	0,94	1,15	1,05	0,94	1,15	1,01	0,99	1,06	1,04	0,94	1,15	1,05	0,94	1,15
Boa Vista	1,10	1,01	1,33	0,99	0,89	1,09	1,09	0,98	1,20	1,10	1,01	1,33	0,99	0,89	1,09	1,09	0,98	1,20
Brasília	1,06	1,01	1,12	1,03	0,93	1,13	1,10	0,99	1,21	1,06	1,01	1,12	1,03	0,93	1,13	1,10	0,99	1,21
Campo Grande	0,89	0,82	0,96	1,12	1,01	1,23	1,01	0,91	1,11	0,89	0,82	0,96	1,12	1,01	1,23	1,01	0,91	1,11
Cuiabá	0,90	0,83	0,99	1,11	1,00	1,22	1,02	0,92	1,12	0,90	0,83	0,99	1,11	1,00	1,23	1,02	0,92	1,12
Curitiba	1,05	1,01	1,14	1,02	0,92	1,12	1,07	0,96	1,17	1,05	1,00	1,14	1,02	0,92	1,12	1,07	0,96	1,17
Florianópolis	1,14	1,00	1,36	1,02	0,92	1,12	1,16	1,04	1,28	1,14	1,01	1,36	1,02	0,92	1,12	1,16	1,04	1,28
Fortaleza	1,03	1,01	1,10	1,08	0,97	1,18	1,11	1,00	1,22	1,03	1,00	1,10	1,08	0,97	1,18	1,11	1,00	1,22
Goiânia	1,15	1,09	1,22	1,05	0,95	1,16	1,20	1,08	1,33	1,15	1,09	1,22	1,05	0,95	1,16	1,20	1,08	1,33
João Pessoa	0,99	0,91	1,08	1,17	1,05	1,29	1,16	1,04	1,27	0,99	0,91	1,03	1,17	1,05	1,29	1,16	1,04	1,27
Macapá	1,00	0,73	0,98	1,02	0,92	1,12	1,02	0,92	1,12	1,06	1,01	1,14	0,96	0,86	1,05	1,02	0,92	1,12
Maceió	0,94	0,87	0,99	1,07	0,96	1,17	1,01	0,91	1,11	0,94	0,87	1,02	1,06	0,95	1,17	1,00	0,90	1,10
Manaus	1,06	1,01	1,14	1,19	1,07	1,31	1,25	1,12	1,37	0,88	0,73	0,98	1,37	1,23	1,51	1,25	1,12	1,37
Natal	0,93	0,84	0,98	1,09	0,98	1,20	1,02	0,92	1,12	0,93	0,84	0,99	1,09	0,98	1,20	1,02	0,92	1,12
Palmas	1,19	1,03	1,50	1,25	1,13	1,38	1,44	1,30	1,59	1,19	1,01	1,50	1,25	1,13	1,38	1,44	1,30	1,59
Porto Alegre	0,90	0,85	0,96	1,11	0,99	1,22	1,01	0,91	1,11	0,90	0,85	0,96	1,11	0,99	1,22	1,01	0,91	1,11
Porto Velho	1,14	1,00	1,31	1,06	0,95	1,16	1,19	1,07	1,31	1,14	1,01	1,31	1,06	0,95	1,16	1,19	1,07	1,31
Recife	1,10	1,04	1,16	0,91	0,82	1,00	1,01	0,91	1,11	1,10	1,04	1,16	0,91	0,82	1,00	1,01	0,91	1,11
Rio Branco	1,16	1,02	1,35	1,02	0,92	1,13	1,18	1,06	1,30	1,16	1,03	1,35	1,02	0,92	1,13	1,18	1,06	1,30
Rio de Janeiro	1,13	1,10	1,17	1,01	0,91	1,11	1,14	1,03	1,26	1,13	1,10	1,17	1,01	0,91	1,11	1,14	1,03	1,26
Salvador	1,01	0,99	1,06	1,07	0,96	1,17	1,08	0,97	1,18	1,01	1,00	1,06	1,07	0,96	1,17	1,08	0,97	1,18
São Luís	1,05	1,01	1,13	0,96	0,86	1,06	1,01	0,91	1,11	1,05	1,01	1,13	0,96	0,86	1,06	1,01	0,91	1,11
São Paulo	0,97	0,94	1,00	1,20	1,08	1,32	1,17	1,05	1,29	0,97	0,94	1,00	1,20	1,08	1,32	1,17	1,05	1,29
Teresina	1,06	1,01	1,18	1,03	0,92	1,13	1,08	0,98	1,19	1,06	1,01	1,18	1,03	0,92	1,13	1,08	0,98	1,19
Vitória	0,98	0,85	1,01	1,31	1,18	1,44	1,28	1,15	1,41	0,98	0,85	1,05	1,31	1,18	1,44	1,28	1,15	1,41

Negrito: Significativo no nível de 0,05

Tabela 3 – Risco relativo associados aos efeitos das ondas de calor na mortalidade de idosos por DCV durante o período quente e frio de cada capital, considerando a definição P98.

Capital	Período quente									Período frio								
	Adicionado			Principal			Total			Adicionado			Principal			Total		
	RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95	
	Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto	
Aracaju	0,83	0,64	0,98	1,18	1,07	1,30	1,01	0,91	1,11	0,83	0,64	0,98	1,18	1,06	1,29	1,00	0,90	1,10
Belém	1,01	1,01	1,17	1,16	1,04	1,27	1,17	1,05	1,28	1,01	1,00	1,17	1,16	1,04	1,27	1,17	1,05	1,28
Belo Horizonte	1,03	1,01	1,14	1,30	1,17	1,43	1,34	1,20	1,47	1,34	1,01	1,81	0,99	0,89	1,09	1,34	1,20	1,47
Boa Vista	1,34	1,10	1,81	0,74	0,66	0,81	1,08	0,97	1,19	1,03	1,01	1,14	1,28	1,15	1,41	1,31	1,18	1,45
Brasília	0,99	0,85	0,99	1,04	0,93	1,14	1,03	0,92	1,13	0,92	0,85	1,00	1,10	0,99	1,21	1,03	0,92	1,13
Campo Grande	1,10	1,01	1,25	1,31	1,18	1,44	1,40	1,26	1,54	1,10	1,00	1,25	1,31	1,18	1,44	1,40	1,26	1,54
Cuiabá	1,10	1,01	1,20	1,07	0,97	1,18	1,18	1,06	1,29	1,10	1,01	1,20	1,07	0,97	1,18	1,18	1,06	1,29
Curitiba	0,76	0,55	0,95	1,81	1,63	1,99	1,57	1,42	1,73	0,76	0,55	0,95	1,81	1,63	1,99	1,57	1,42	1,73
Florianópolis	1,17	1,05	1,31	1,20	1,08	1,32	1,37	1,23	1,51	1,17	1,05	1,31	1,20	1,08	1,32	1,37	1,23	1,51
Fortaleza	0,94	0,81	0,99	1,07	0,96	1,18	1,01	0,91	1,11	0,94	0,81	1,08	1,07	0,96	1,18	1,01	0,91	1,11
Goiânia	1,00	0,92	1,08	1,07	0,96	1,18	1,06	0,96	1,17	1,00	0,92	1,08	1,07	0,96	1,18	1,06	0,96	1,17
João Pessoa	0,94	0,84	1,05	1,06	0,95	1,17	1,00	0,90	1,10	0,94	0,84	1,05	1,08	0,97	1,19	1,02	0,92	1,12
Macapá	1,01	1,01	1,21	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,01	1,00	1,21	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12
Maceió	0,76	0,64	0,91	1,46	1,31	1,61	1,22	1,10	1,35	0,76	0,64	0,91	1,46	1,31	1,61	1,22	1,10	1,35
Manaus	0,74	0,60	0,91	1,53	1,38	1,68	1,27	1,14	1,40	0,74	0,60	0,91	1,53	1,38	1,68	1,27	1,14	1,40
Natal	0,95	0,87	1,00	1,07	0,96	1,17	1,02	0,92	1,12	0,95	0,87	1,04	1,07	0,96	1,17	1,02	0,92	1,12
Palmas	1,56	1,30	1,88	0,49	0,44	0,54	1,05	0,95	1,16	1,56	1,30	1,88	0,56	0,50	0,61	1,12	1,01	1,23
Porto Alegre	0,98	0,87	1,11	1,04	0,94	1,15	1,03	0,92	1,13	0,98	0,87	1,11	1,04	0,94	1,15	1,03	0,92	1,13
Porto Velho	1,26	1,21	1,31	1,02	0,91	1,12	1,28	1,15	1,40	1,26	1,21	1,31	1,02	0,91	1,12	1,28	1,15	1,40
Recife	1,09	1,01	1,30	0,92	0,82	1,01	1,00	0,90	1,10	1,09	1,01	1,30	0,92	0,82	1,01	1,00	0,90	1,10
Rio Branco	1,08	1,01	1,40	1,22	1,10	1,34	1,30	1,17	1,43	1,08	1,01	1,40	1,22	1,10	1,34	1,30	1,17	1,43
Rio de Janeiro	0,72	0,51	0,95	1,30	1,17	1,43	1,02	0,92	1,12	0,72	0,51	0,95	1,29	1,16	1,41	1,00	0,90	1,10
Salvador	0,84	0,76	0,93	1,18	1,06	1,30	1,02	0,92	1,12	0,84	0,76	0,93	1,18	1,06	1,30	1,02	0,92	1,12
São Luís	1,26	1,04	1,66	0,95	0,85	1,04	1,21	1,09	1,33	1,26	1,08	1,66	0,91	0,82	1,00	1,17	1,06	1,29
São Paulo	1,14	1,02	1,35	0,96	0,87	1,06	1,10	0,99	1,21	1,14	1,01	1,35	0,96	0,87	1,06	1,10	0,99	1,21
Teresina	1,07	1,03	1,11	1,27	1,14	1,40	1,34	1,21	1,47	1,07	1,03	1,11	1,27	1,14	1,40	1,34	1,21	1,47
Vitória	1,60	1,35	1,80	1,12	1,01	1,24	1,72	1,55	1,90	1,55	1,35	1,88	1,21	1,09	1,33	1,76	1,58	1,93

Negrito: Significativo no nível de 0,05

Tabela 4 – Risco relativo associados aos efeitos das ondas de calor na mortalidade de idosos por DRSP durante o período quente e frio de cada capital, considerando a definição P90.

Capital	Período quente									Período frio								
	Adicionado			Principal			Total			Adicionado			Principal			Total		
	RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95	
	Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto	
Aracaju	0,96	0,86	1,06	1,03	0,93	1,13	1,00	0,90	1,10	1,27	1,14	1,39	1,05	0,94	1,15	1,00	0,90	1,10
Belém	0,98	0,88	1,08	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	0,98	0,88	1,08	1,06	0,95	1,16	1,04	0,93	1,14
Belo Horizonte	1,06	0,96	1,17	1,14	1,02	1,25	1,20	1,08	1,32	1,06	0,96	1,17	1,01	0,90	1,11	1,00	0,90	1,10
Boa Vista	0,97	0,87	1,07	1,02	0,92	1,12	1,00	0,90	1,10	1,07	0,97	1,18	1,06	0,96	1,17	1,14	1,02	1,25
Brasília	0,98	0,88	1,08	1,10	0,99	1,21	1,08	0,98	1,19	1,17	1,06	1,29	1,00	0,90	1,10	1,07	0,96	1,18
Campo Grande	1,11	1,00	1,22	0,98	0,88	1,08	1,10	0,99	1,21	1,08	0,97	1,19	1,04	0,94	1,14	1,12	1,01	1,23
Cuiabá	1,09	0,98	1,20	0,97	0,87	1,07	1,06	0,96	1,17	1,00	0,90	1,10	1,15	1,03	1,26	1,00	0,90	1,10
Curitiba	1,07	0,96	1,17	0,96	0,86	1,06	1,03	0,92	1,13	1,04	0,94	1,15	1,03	0,92	1,13	1,00	0,90	1,10
Florianópolis	1,39	1,25	1,53	0,90	0,81	0,99	1,19	1,07	1,31	1,31	1,18	1,44	0,98	0,88	1,08	1,09	0,98	1,20
Fortaleza	1,00	0,90	1,10	0,99	0,89	1,08	1,01	0,91	1,11	1,23	1,10	1,35	0,97	0,87	1,07	1,10	0,99	1,21
Goiânia	0,98	0,88	1,08	1,06	0,96	1,17	1,02	0,92	1,13	1,08	0,97	1,19	1,11	0,99	1,22	1,00	0,90	1,10
João Pessoa	0,97	0,87	1,06	1,04	0,93	1,14	1,00	0,90	1,10	1,24	1,12	1,36	0,99	0,89	1,09	1,23	1,11	1,35
Macapá	1,00	0,90	1,10	1,78	1,61	1,96	1,79	1,61	1,96	0,99	0,89	1,09	1,01	0,91	1,11	1,00	0,90	1,10
Maceió	1,05	0,95	1,16	1,08	0,98	1,19	1,14	1,02	1,25	1,01	0,90	1,11	1,05	0,94	1,15	1,05	0,95	1,16
Manaus	0,94	0,84	1,03	1,16	1,04	1,28	1,10	0,99	1,21	1,08	0,97	1,19	1,02	0,92	1,12	1,10	0,99	1,21
Natal	0,98	0,88	1,07	1,03	0,93	1,14	1,01	0,91	1,12	1,07	0,96	1,17	1,02	0,91	1,12	1,00	0,90	1,10
Palmas	0,97	0,87	1,07	1,02	0,92	1,12	1,00	0,90	1,10	1,16	1,04	1,27	1,03	0,92	1,13	1,18	1,07	1,30
Porto Alegre	0,95	0,86	1,05	1,06	0,95	1,16	1,03	0,92	1,13	0,95	0,85	1,04	1,10	0,99	1,21	1,00	0,90	1,10
Porto Velho	1,13	1,01	1,24	0,95	0,86	1,05	1,08	0,97	1,19	1,19	1,07	1,31	1,31	1,18	1,44	1,00	0,90	1,10
Recife	1,04	0,94	1,14	1,02	0,92	1,12	1,06	0,96	1,17	1,25	1,13	1,38	1,00	0,90	1,10	1,05	0,94	1,15
Rio Branco	1,32	1,19	1,45	0,98	0,88	1,08	1,20	1,08	1,32	1,51	1,36	1,67	0,92	0,83	1,01	1,23	1,11	1,36
Rio de Janeiro	1,05	0,94	1,15	1,08	0,97	1,19	1,13	1,02	1,24	1,09	0,98	1,20	0,95	0,86	1,05	1,04	0,94	1,15
Salvador	1,02	0,92	1,12	0,98	0,88	1,08	1,00	0,90	1,10	1,12	1,01	1,23	1,21	1,09	1,33	1,33	1,20	1,46
São Luís	1,08	0,97	1,19	1,08	0,98	1,19	1,00	0,90	1,10	1,21	1,09	1,33	1,10	0,99	1,21	1,00	0,90	1,10
São Paulo	1,03	0,93	1,13	1,18	1,06	1,29	1,20	1,08	1,32	1,03	0,93	1,13	1,04	0,93	1,14	1,06	0,96	1,17
Teresina	0,99	0,89	1,09	0,99	0,90	1,09	1,01	0,91	1,11	0,98	0,88	1,08	1,23	1,11	1,35	1,00	0,90	1,10
Vitória	1,18	1,06	1,30	1,31	1,18	1,44	1,49	1,34	1,64	1,12	1,01	1,24	1,02	0,92	1,12	1,00	0,90	1,10

Negrito: Significativo no nível de 0,05

Tabela 5 – Risco relativo associados aos efeitos das ondas de calor na mortalidade de idosos por DRSP durante o período quente e frio de cada capital, considerando a definição P95.

Capital	Período quente									Período frio								
	Adicionado			Principal			Total			Adicionado			Principal			Total		
	RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95	
	Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto	
Aracaju	0,96	0,86	1,06	1,03	0,93	1,13	1,00	0,90	1,10	1,27	1,14	1,39	1,05	0,94	1,15	1,00	0,90	1,10
Belém	0,98	0,88	1,08	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	0,98	0,88	1,08	1,06	0,95	1,16	1,04	0,93	1,14
Belo Horizonte	1,06	0,96	1,17	1,14	1,02	1,25	1,20	1,08	1,32	1,06	0,96	1,17	1,01	0,90	1,11	1,00	0,90	1,10
Boa Vista	0,97	0,87	1,07	1,02	0,92	1,12	1,00	0,90	1,10	1,07	0,97	1,18	1,06	0,96	1,17	1,14	1,02	1,25
Brasília	0,98	0,88	1,08	1,10	0,99	1,21	1,08	0,98	1,19	1,17	1,06	1,29	1,00	0,90	1,10	1,07	0,96	1,18
Campo Grande	1,11	1,00	1,22	0,98	0,88	1,08	1,10	0,99	1,21	1,08	0,97	1,19	1,04	0,94	1,14	1,12	1,01	1,23
Cuiabá	1,09	0,98	1,20	0,97	0,87	1,07	1,06	0,96	1,17	1,00	0,90	1,10	1,15	1,03	1,26	1,00	0,90	1,10
Curitiba	1,07	0,96	1,17	0,96	0,86	1,06	1,03	0,92	1,13	1,04	0,94	1,15	1,03	0,92	1,13	1,00	0,90	1,10
Florianópolis	1,39	1,25	1,53	0,90	0,81	0,99	1,19	1,07	1,31	1,31	1,18	1,44	0,98	0,88	1,08	1,09	0,98	1,20
Fortaleza	1,00	0,90	1,10	0,99	0,89	1,08	1,01	0,91	1,11	1,23	1,10	1,35	0,97	0,87	1,07	1,10	0,99	1,21
Goiânia	0,98	0,88	1,08	1,06	0,96	1,17	1,02	0,92	1,13	1,08	0,97	1,19	1,11	0,99	1,22	1,00	0,90	1,10
João Pessoa	0,97	0,87	1,06	1,04	0,93	1,14	1,00	0,90	1,10	1,24	1,12	1,36	0,99	0,89	1,09	1,23	1,11	1,35
Macapá	1,00	0,90	1,10	1,78	1,61	1,96	1,79	1,61	1,96	0,99	0,89	1,09	1,01	0,91	1,11	1,00	0,90	1,10
Maceió	1,05	0,95	1,16	1,08	0,98	1,19	1,14	1,02	1,25	1,01	0,90	1,11	1,05	0,94	1,15	1,05	0,95	1,16
Manaus	0,94	0,84	1,03	1,16	1,04	1,28	1,10	0,99	1,21	1,08	0,97	1,19	1,02	0,92	1,12	1,10	0,99	1,21
Natal	0,98	0,88	1,07	1,03	0,93	1,14	1,01	0,91	1,12	1,07	0,96	1,17	1,02	0,91	1,12	1,00	0,90	1,10
Palmas	0,97	0,87	1,07	1,02	0,92	1,12	1,00	0,90	1,10	1,16	1,04	1,27	1,03	0,92	1,13	1,18	1,07	1,30
Porto Alegre	0,95	0,86	1,05	1,06	0,95	1,16	1,03	0,92	1,13	0,95	0,85	1,04	1,10	0,99	1,21	1,00	0,90	1,10
Porto Velho	1,13	1,01	1,24	0,95	0,86	1,05	1,08	0,97	1,19	1,19	1,07	1,31	1,31	1,18	1,44	1,00	0,90	1,10
Recife	1,04	0,94	1,14	1,02	0,92	1,12	1,06	0,96	1,17	1,25	1,13	1,38	1,00	0,90	1,10	1,05	0,94	1,15
Rio Branco	1,32	1,19	1,45	0,98	0,88	1,08	1,20	1,08	1,32	1,51	1,36	1,67	0,92	0,83	1,01	1,23	1,11	1,36
Rio de Janeiro	1,05	0,94	1,15	1,08	0,97	1,19	1,13	1,02	1,24	1,09	0,98	1,20	0,95	0,86	1,05	1,04	0,94	1,15
Salvador	1,02	0,92	1,12	0,98	0,88	1,08	1,00	0,90	1,10	1,12	1,01	1,23	1,21	1,09	1,33	1,33	1,20	1,46
São Luís	1,08	0,97	1,19	1,08	0,98	1,19	1,00	0,90	1,10	1,21	1,09	1,33	1,10	0,99	1,21	1,00	0,90	1,10
São Paulo	1,03	0,93	1,13	1,18	1,06	1,29	1,20	1,08	1,32	1,03	0,93	1,13	1,04	0,93	1,14	1,06	0,96	1,17
Teresina	0,99	0,89	1,09	0,99	0,90	1,09	1,01	0,91	1,11	0,98	0,88	1,08	1,23	1,11	1,35	1,00	0,90	1,10
Vitória	1,18	1,06	1,30	1,31	1,18	1,44	1,49	1,34	1,64	1,12	1,01	1,24	1,02	0,92	1,12	1,00	0,90	1,10

Negrito: Significativo no nível de 0,05

Tabela 6 – Risco relativo associados aos efeitos das ondas de calor na mortalidade de idosos por DRSP durante o período quente e frio de cada capital, considerando a definição P98.

Capital	Período quente									Período frio								
	Adicionado			Principal			Total			Adicionado			Principal			Total		
	RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95	
	Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto	
Aracaju	1,28	1,15	1,41	1,27	1,15	1,40	1,56	1,40	1,71	1,43	1,28	1,57	1,15	1,04	1,27	1,58	1,42	1,74
Belém	1,01	0,91	1,11	1,15	1,03	1,26	1,00	0,90	1,10	1,14	1,02	1,25	1,39	1,25	1,53	1,53	1,38	1,68
Belo Horizonte	1,11	1,00	1,22	1,19	1,07	1,31	1,30	1,17	1,43	0,96	0,87	1,06	1,88	1,69	2,07	1,85	1,66	2,03
Boa Vista	1,64	1,48	1,81	0,94	0,84	1,03	1,38	1,24	1,52	0,98	0,88	1,08	1,21	1,09	1,33	1,19	1,07	1,31
Brasília	1,02	0,92	1,13	1,18	1,06	1,30	1,20	1,08	1,32	1,11	1,00	1,22	1,52	1,37	1,67	1,63	1,47	1,80
Campo Grande	1,27	1,14	1,39	0,98	0,88	1,08	1,25	1,12	1,37	1,09	0,98	1,20	0,92	0,83	1,02	1,02	0,92	1,12
Cuiabá	0,98	0,88	1,07	1,34	1,21	1,48	1,00	0,90	1,10	1,19	1,07	1,31	0,91	0,82	1,01	1,11	1,00	1,22
Curitiba	1,10	0,99	1,21	0,97	0,88	1,07	1,07	0,96	1,18	1,35	1,21	1,48	0,96	0,86	1,05	1,30	1,17	1,43
Florianópolis	1,37	1,23	1,50	0,95	0,86	1,05	1,00	0,90	1,10	1,04	0,94	1,14	1,11	1,00	1,22	1,15	1,03	1,26
Fortaleza	1,29	1,16	1,42	1,13	1,01	1,24	1,00	0,90	1,10	1,21	1,09	1,34	1,27	1,14	1,40	1,48	1,34	1,63
Goiânia	0,95	0,85	1,04	1,25	1,13	1,38	1,10	0,99	1,21	1,07	0,97	1,18	0,94	0,85	1,04	1,02	0,92	1,12
João Pessoa	1,11	1,00	1,22	0,98	0,88	1,08	1,09	0,98	1,20	1,19	1,07	1,31	1,12	1,00	1,23	1,30	1,17	1,43
Macapá	1,05	0,95	1,16	2,32	2,08	2,55	2,37	2,13	2,61	1,10	0,99	1,21	1,01	0,91	1,11	1,11	1,00	1,22
Maceió	1,22	1,09	1,34	1,51	1,36	1,66	1,72	1,55	1,90	0,96	0,87	1,06	1,10	0,99	1,21	1,07	0,96	1,17
Manaus	0,99	0,89	1,09	1,37	1,23	1,51	1,16	1,04	1,28	1,30	1,17	1,43	1,00	0,90	1,10	1,29	1,16	1,42
Natal	1,03	0,93	1,14	1,32	1,19	1,45	1,00	0,90	1,10	1,16	1,05	1,28	1,16	1,05	1,28	1,33	1,20	1,46
Palmas	1,29	1,16	1,42	0,90	0,81	1,00	1,19	1,07	1,31	1,35	1,21	1,48	0,96	0,86	1,05	1,30	1,17	1,43
Porto Alegre	0,93	0,83	1,02	1,44	1,29	1,58	1,16	1,05	1,28	1,18	1,06	1,30	0,94	0,85	1,04	1,12	1,01	1,23
Porto Velho	1,15	1,03	1,26	1,51	1,36	1,66	1,00	0,90	1,10	1,17	1,06	1,29	0,97	0,87	1,07	1,14	1,03	1,26
Recife	0,99	0,89	1,09	1,25	1,13	1,38	1,14	1,03	1,26	1,05	0,94	1,15	1,02	0,92	1,12	1,07	0,96	1,17
Rio Branco	1,31	1,18	1,44	0,98	0,88	1,07	1,18	1,06	1,30	1,24	1,11	1,36	0,94	0,84	1,03	1,17	1,05	1,29
Rio de Janeiro	1,17	1,05	1,28	1,10	0,99	1,21	1,26	1,14	1,39	1,04	0,93	1,14	1,15	1,03	1,26	1,19	1,07	1,31
Salvador	1,18	1,06	1,29	1,20	1,08	1,32	1,00	0,90	1,10	1,03	0,93	1,13	1,19	1,07	1,31	1,22	1,10	1,34
São Luís	1,68	1,51	1,84	0,93	0,84	1,03	1,21	1,09	1,33	1,13	1,02	1,25	1,25	1,12	1,37	1,38	1,24	1,52
São Paulo	1,03	0,93	1,14	1,24	1,12	1,36	1,27	1,14	1,40	1,25	1,13	1,38	1,29	1,16	1,42	1,54	1,39	1,69
Teresina	0,96	0,86	1,05	1,05	0,95	1,16	1,01	0,91	1,11	1,07	0,96	1,18	1,18	1,06	1,30	1,25	1,13	1,38
Vitória	1,20	1,08	1,32	1,04	0,94	1,15	1,24	1,12	1,37	0,96	0,87	1,06	2,29	2,06	2,52	2,26	2,03	2,48

Negrito: Significativo no nível de 0,05

APÊNDICE D

Tabela 1 – Projeção do risco relativo (RR) de mortalidade por DCV associado às OC, considerando o modelo Eta-HADGEM2-ES, definição de OC no P90 período quente.

Capital	2030-2050						2079-2099					
	RCP4.5			RCP8.5			RCP4.5			RCP8.5		
	RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95	
	Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto	
Aracaju	1,43	1,27	1,59	1,62	1,44	1,80	1,97	1,76	2,19	3,90	3,47	4,33
Belém	1,27	1,13	1,42	1,34	1,19	1,49	1,03	0,91	1,14	2,24	1,99	2,49
Belo Horizonte	1,13	1,01	1,26	1,17	1,04	1,30	1,05	0,93	1,16	1,32	1,17	1,46
Boa Vista	1,03	0,92	1,14	1,04	0,93	1,16	1,10	0,98	1,22	1,12	0,99	1,24
Brasília	1,22	1,09	1,36	1,20	1,07	1,33	1,11	0,99	1,24	1,60	1,42	1,77
Campo Grande	1,05	0,93	1,16	1,02	0,91	1,14	1,06	0,95	1,18	1,10	0,98	1,22
Cuiabá	1,00	0,89	1,11	1,01	0,90	1,12	1,01	0,90	1,12	1,01	0,90	1,12
Curitiba	1,00	0,89	1,11	1,02	0,91	1,14	1,10	0,98	1,22	1,31	1,16	1,45
Florianópolis	1,03	0,91	1,14	1,07	0,95	1,19	1,09	0,97	1,21	1,37	1,22	1,52
Fortaleza	1,58	1,40	1,75	1,47	1,31	1,63	1,20	1,07	1,33	1,49	1,32	1,65
Goiânia	1,14	1,02	1,27	1,46	1,30	1,62	1,70	1,51	1,88	3,72	3,31	4,13
João Pessoa	1,41	1,25	1,56	1,61	1,43	1,79	1,81	1,61	2,01	1,96	1,74	2,17
Macapá	1,01	0,90	1,12	1,01	0,90	1,12	1,00	0,89	1,11	1,20	1,07	1,33
Maceió	1,00	0,89	1,11	1,02	0,91	1,13	1,16	1,03	1,29	1,01	0,90	1,12
Manaus	1,90	1,69	2,11	2,58	2,30	2,87	1,13	1,00	1,25	3,60	3,20	4,00
Natal	1,08	0,96	1,20	1,00	0,89	1,11	1,01	0,90	1,12	1,01	0,90	1,12
Palmas	1,88	1,67	2,08	2,42	2,15	2,68	1,83	1,63	2,03	3,80	3,38	4,22
Porto Alegre	1,00	0,89	1,11	1,02	0,91	1,13	1,17	1,04	1,30	1,59	1,42	1,77
Porto Velho	1,30	1,16	1,44	1,46	1,30	1,62	1,50	1,34	1,67	2,28	2,03	2,53
Recife	1,01	0,90	1,13	1,10	0,98	1,22	1,52	1,35	1,68	1,14	1,02	1,27
Rio Branco	1,04	0,93	1,15	1,08	0,96	1,20	1,01	0,90	1,12	1,31	1,17	1,45
Rio de Janeiro	1,06	0,94	1,17	1,24	1,10	1,38	1,34	1,19	1,49	2,41	2,14	2,67
Salvador	1,17	1,04	1,30	1,25	1,11	1,39	1,15	1,02	1,27	2,02	1,80	2,25
São Luís	1,01	0,90	1,12	1,01	0,90	1,12	1,01	0,90	1,12	1,80	1,61	2,00
São Paulo	1,59	1,41	1,76	1,46	1,30	1,62	1,82	1,62	2,02	1,34	1,19	1,48
Teresina	1,21	1,07	1,34	1,21	1,08	1,34	1,01	0,90	1,12	1,71	1,52	1,90
Vitória	1,69	1,50	1,87	2,58	2,30	2,87	2,56	2,27	2,84	1,64	1,46	1,82

Tabela 2 – Projeção do risco relativo (RR) de mortalidade por DCV associado às OC, considerando o modelo Eta-HADGEM2-ES, definição de OC no P90 período frio.

Capital	2030-2050						2079-2099					
	RCP4.5			RCP8.5			RCP4.5			RCP8.5		
	RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	1,25	1,13	1,38	3,21	2,89	3,53	2,02	1,82	2,23	2,62	2,36	2,89
Belém	1,28	1,15	1,40	1,29	1,16	1,42	2,37	2,14	2,61	2,34	2,11	2,58
Belo Horizonte	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,13	1,01	0,91	1,11	1,31	1,18	1,44
Boa Vista	1,00	0,90	1,10	1,30	1,17	1,43	1,02	0,92	1,12	1,00	0,90	1,10
Brasília	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11	1,00	0,90	1,10
Campo Grande	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10
Cuiabá	1,13	1,02	1,24	1,20	1,08	1,32	1,24	1,12	1,37	1,00	0,90	1,10
Curitiba	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,03	0,93	1,13	1,11	1,00	1,22
Florianópolis	1,36	1,22	1,49	1,67	1,51	1,84	2,61	2,35	2,87	3,00	2,70	3,30
Fortaleza	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11	1,20	1,08	1,32	1,00	0,90	1,10
Goiânia	1,00	0,90	1,10	1,18	1,06	1,30	1,22	1,09	1,34	1,50	1,35	1,65
João Pessoa	1,14	1,03	1,25	1,16	1,05	1,28	1,22	1,10	1,34	1,48	1,33	1,63
Macapá	2,84	2,56	3,13	1,16	1,05	1,28	1,08	0,97	1,19	1,27	1,15	1,40
Maceió	1,04	0,93	1,14	1,22	1,10	1,34	1,15	1,03	1,26	1,26	1,14	1,39
Manaus	1,01	0,91	1,11	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11	1,00	0,90	1,10
Natal	1,03	0,93	1,14	1,02	0,92	1,12	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11
Palmas	1,07	0,96	1,18	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11
Porto Alegre	1,29	1,16	1,42	1,64	1,48	1,81	1,85	1,67	2,04	4,00	3,60	4,40
Porto Velho	1,03	0,92	1,13	1,03	0,93	1,14	1,07	0,97	1,18	1,01	0,91	1,12
Recife	1,64	1,47	1,80	2,24	2,01	2,46	3,20	2,88	3,52	3,90	3,51	4,29
Rio Branco	1,02	0,91	1,12	1,03	0,92	1,13	1,06	0,95	1,16	1,06	0,95	1,16
Rio de Janeiro	1,39	1,25	1,52	1,58	1,42	1,74	2,28	2,06	2,51	2,82	2,54	3,10
Salvador	1,09	0,98	1,20	1,20	1,08	1,32	1,31	1,18	1,44	1,49	1,34	1,64
São Luís	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11	1,03	0,93	1,14	1,37	1,24	1,51
São Paulo	1,02	0,91	1,12	1,09	0,98	1,19	1,08	0,97	1,19	1,28	1,16	1,41
Teresina	1,44	1,30	1,59	1,65	1,48	1,81	2,86	2,57	3,15	2,54	2,28	2,79
Vitória	1,01	0,91	1,11	1,08	0,97	1,19	1,02	0,92	1,13	1,27	1,14	1,39

Tabela 3 – Projeção do risco relativo (RR) de mortalidade por DCV associado às OC, considerando o modelo Eta-HADGEM2-ES, definição de OC no P95 e período quente.

Capital	2030-2050						2079-2099					
	RCP4.5			RCP8.5			RCP4.5			RCP8.5		
	RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	1,01	0,91	1,11	1,00	0,90	1,10	1,03	0,93	1,14	1,0	0,90	1,10
Belém	1,93	1,74	2,13	1,90	1,71	2,09	1,41	1,27	1,55	3,4	3,04	3,71
Belo Horizonte	1,23	1,11	1,35	1,29	1,16	1,42	1,14	1,02	1,25	1,6	1,46	1,78
Boa Vista	1,22	1,10	1,34	1,43	1,29	1,58	2,39	2,15	2,63	1,6	1,40	1,71
Brasília	1,24	1,12	1,36	1,41	1,27	1,55	1,33	1,20	1,46	3,0	2,72	3,32
Campo Grande	1,19	1,07	1,31	1,04	0,94	1,15	1,07	0,96	1,18	1,0	0,91	1,11
Cuiabá	1,02	0,91	1,12	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	2,1	1,89	2,31
Curitiba	1,02	0,91	1,12	1,07	0,96	1,18	1,14	1,03	1,25	1,4	1,26	1,54
Florianópolis	1,06	0,95	1,17	1,18	1,07	1,30	1,22	1,09	1,34	1,7	1,53	1,87
Fortaleza	1,49	1,34	1,63	1,59	1,43	1,75	1,00	0,90	1,10	2,8	2,56	3,13
Goiânia	1,41	1,27	1,56	1,82	1,64	2,00	2,19	1,97	2,41	5,0	4,46	5,45
João Pessoa	2,44	2,20	2,68	2,24	2,02	2,46	3,51	3,16	3,86	3,9	3,51	4,29
Macapá	1,02	0,92	1,12	2,20	1,98	2,42	1,20	1,08	1,32	1,4	1,26	1,54
Maceió	1,00	0,90	1,10	1,06	0,95	1,16	1,01	0,91	1,11	1,1	0,98	1,19
Manaus	2,22	2,00	2,44	3,05	2,74	3,35	1,25	1,12	1,37	2,1	1,89	2,31
Natal	1,20	1,08	1,32	1,10	0,99	1,21	1,01	0,91	1,11	1,0	0,91	1,11
Palmas	2,77	2,49	3,04	3,80	3,42	4,18	2,65	2,38	2,91	3,0	2,70	3,30
Porto Alegre	1,01	0,91	1,11	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11	1,0	0,91	1,11
Porto Velho	1,43	1,28	1,57	1,71	1,54	1,88	1,74	1,56	1,91	3,7	3,31	4,05
Recife	1,10	0,99	1,21	1,29	1,16	1,42	1,88	1,70	2,07	1,3	1,19	1,46
Rio Branco	1,08	0,98	1,19	1,10	0,99	1,21	1,01	0,91	1,11	1,4	1,29	1,57
Rio de Janeiro	1,03	0,93	1,13	1,21	1,09	1,33	1,27	1,15	1,40	2,2	1,96	2,40
Salvador	1,30	1,17	1,43	1,39	1,25	1,53	1,24	1,12	1,37	2,0	1,82	2,23
São Luís	1,20	1,08	1,32	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11	1,7	1,55	1,90
São Paulo	2,36	2,12	2,59	1,99	1,79	2,19	2,73	2,45	3,00	3,0	2,70	3,30
Teresina	1,58	1,43	1,74	1,73	1,56	1,90	1,59	1,43	1,75	2,2	1,94	2,37
Vitória	3,06	2,75	3,36	2,20	1,98	2,42	3,70	3,33	4,07	3,1	2,79	3,41

Tabela 4 – Projeção do risco relativo (RR) de mortalidade por DCV associado às OC, considerando o modelo Eta-HADGEM2-ES, definição de OC no P95 e período frio.

Capital	2030-2050						2079-2099					
	RCP4.5			RCP8.5			RCP4.5			RCP8.5		
	RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	1,02	0,92	1,12	1,00	0,90	1,10	1,03	0,93	1,14	1,01	0,91	1,11
Belém	1,63	1,47	1,79	1,71	1,54	1,88	3,06	2,75	3,36	3,43	3,09	3,78
Belo Horizonte	1,20	1,08	1,32	1,31	1,18	1,44	1,54	1,39	1,70	1,76	1,58	1,93
Boa Vista	1,27	1,14	1,40	1,54	1,38	1,69	1,23	1,11	1,36	1,99	1,79	2,19
Brasília	1,32	1,19	1,45	1,62	1,46	1,78	1,75	1,58	1,93	2,30	2,07	2,53
Campo Grande	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,13	1,06	0,95	1,16	1,15	1,03	1,26
Cuiabá	1,02	0,92	1,12	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11
Curitiba	1,04	0,94	1,15	1,07	0,97	1,18	1,10	0,99	1,20	1,22	1,10	1,34
Florianópolis	1,08	0,97	1,18	1,13	1,02	1,25	1,22	1,10	1,34	1,49	1,34	1,64
Fortaleza	1,27	1,15	1,40	1,42	1,28	1,57	3,24	2,92	3,56	2,81	2,53	3,09
Goiânia	1,37	1,23	1,51	1,83	1,64	2,01	1,85	1,66	2,03	2,36	2,13	2,60
João Pessoa	3,09	2,78	3,40	3,60	3,24	3,96	3,90	3,51	4,29	3,20	2,88	3,52
Macapá	1,10	0,99	1,21	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11	1,00	0,90	1,10
Maceió	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,08	0,97	1,19	1,09	0,99	1,20
Manaus	1,56	1,40	1,71	2,00	1,80	2,20	2,90	2,61	3,19	2,80	2,52	3,08
Natal	1,02	0,92	1,12	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11	1,00	0,90	1,10
Palmas	2,29	2,06	2,52	3,57	3,21	3,92	2,80	2,52	3,08	2,00	1,80	2,20
Porto Alegre	1,02	0,92	1,12	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11
Porto Velho	1,60	1,44	1,75	1,78	1,60	1,96	2,33	2,10	2,56	2,75	2,47	3,02
Recife	1,36	1,22	1,49	1,64	1,48	1,80	1,62	1,46	1,78	2,19	1,98	2,41
Rio Branco	1,03	0,93	1,13	1,08	0,97	1,19	1,29	1,16	1,41	1,67	1,50	1,84
Rio de Janeiro	1,18	1,06	1,30	1,27	1,14	1,40	1,34	1,21	1,47	1,84	1,66	2,02
Salvador	1,27	1,14	1,39	1,45	1,31	1,60	1,67	1,50	1,84	2,17	1,95	2,38
São Luís	1,05	0,94	1,15	1,02	0,91	1,12	1,02	0,92	1,12	1,68	1,51	1,85
São Paulo	1,62	1,46	1,78	3,23	2,91	3,55	2,73	2,46	3,00	2,60	2,34	2,86
Teresina	1,11	1,00	1,23	1,33	1,19	1,46	1,66	1,49	1,82	1,98	1,79	2,18
Vitória	1,60	1,44	1,76	2,42	2,18	2,66	3,64	3,28	4,01	2,30	2,07	2,53

Tabela 5 – Projeção do risco relativo (RR) de mortalidade por DCV associado às OC, considerando o modelo Eta-HADGEM2-ES, definição de OC no P98 e período quente.

Capital	2030-2050						2079-2099					
	RCP4.5			RCP8.5			RCP4.5			RCP8.5		
	RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	2,10	1,89	2,31	3,20	2,88	3,52	1,01	0,91	1,11	1,00	0,90	1,10
Belém	1,09	0,98	1,20	2,08	1,87	2,29	1,37	1,23	1,51	2,60	2,34	2,86
Belo Horizonte	1,25	1,13	1,38	1,31	1,18	1,44	1,14	1,02	1,25	1,58	1,42	1,74
Boa Vista	2,00	1,80	2,20	1,02	0,92	1,12	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11
Brasília	1,46	1,32	1,61	1,69	1,52	1,86	1,62	1,46	1,78	2,20	1,98	2,42
Campo Grande	1,08	0,97	1,19	1,00	0,90	1,10	1,03	0,93	1,14	1,11	1,00	1,22
Cuiabá	1,04	0,94	1,14	1,04	0,94	1,15	1,07	0,97	1,18	1,28	1,16	1,41
Curitiba	1,04	0,94	1,15	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11	1,02	0,92	1,12
Florianópolis	1,04	0,93	1,14	1,27	1,14	1,40	1,21	1,09	1,33	1,01	0,91	1,11
Fortaleza	3,34	3,01	3,67	3,91	3,52	4,30	1,01	0,91	1,11	2,00	1,80	2,20
Goiânia	1,53	1,38	1,68	1,99	1,79	2,19	2,64	2,37	2,90	3,20	2,88	3,52
João Pessoa	3,18	2,86	3,50	2,25	2,03	2,48	4,00	3,60	4,40	3,80	3,42	4,18
Macapá	1,10	0,99	1,21	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11	3,20	2,88	3,52
Maceió	1,98	1,79	2,18	2,08	1,87	2,29	1,01	0,91	1,11	3,20	2,88	3,52
Manaus	2,46	2,21	2,70	3,38	3,04	3,71	1,39	1,25	1,53	2,10	1,89	2,31
Natal	1,03	0,92	1,13	1,10	0,99	1,21	1,00	0,90	1,11	1,36	1,22	1,49
Palmas	3,74	3,36	4,11	3,90	3,51	4,29	2,98	2,68	3,28	2,00	1,80	2,20
Porto Alegre	1,83	1,65	2,02	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11
Porto Velho	2,47	2,22	2,71	3,41	3,07	3,75	3,60	3,24	3,96	2,20	1,98	2,42
Recife	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11
Rio Branco	3,08	2,77	3,39	1,53	1,38	1,69	1,40	1,26	1,54	1,36	1,22	1,50
Rio de Janeiro	1,06	0,95	1,16	1,14	1,03	1,26	1,49	1,34	1,64	2,69	2,43	2,96
Salvador	1,29	1,16	1,42	1,43	1,29	1,58	1,21	1,09	1,33	1,90	1,71	2,09
São Luís	1,12	1,01	1,23	1,23	1,11	1,35	1,23	1,11	1,35	1,65	1,49	1,82
São Paulo	2,35	2,11	2,58	2,10	1,89	2,30	2,83	2,55	3,11	2,60	2,34	2,86
Teresina	1,37	1,24	1,51	1,78	1,61	1,96	1,86	1,68	2,05	1,99	1,79	2,19
Vitória	4,66	4,20	5,13	3,40	3,06	3,74	4,01	3,61	4,41	3,70	3,33	4,07

Tabela 6 – Projeção do risco relativo (RR) de mortalidade por DCV associado às OC, considerando o modelo Eta-HADGEM2-ES, definição de OC no P98 e período frio.

Capital	2030-2050						2079-2099					
	RCP4.5			RCP8.5			RCP4.5			RCP8.5		
	RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	1,13	1,02	1,25	1,10	0,99	1,21	1,01	0,91	1,11	1,30	1,17	1,43
Belém	1,24	1,12	1,37	2,36	2,13	2,60	3,46	3,12	3,81	3,80	3,42	4,18
Belo Horizonte	1,21	1,09	1,33	1,32	1,19	1,45	1,57	1,41	1,73	1,72	1,55	1,89
Boa Vista	2,10	1,89	2,31	1,20	1,08	1,32	1,20	1,08	1,32	1,00	0,90	1,10
Brasília	1,50	1,35	1,65	1,73	1,56	1,90	1,96	1,76	2,15	3,12	2,80	3,43
Campo Grande	1,00	0,90	1,10	1,06	0,96	1,17	1,07	0,97	1,18	1,07	0,96	1,18
Cuiabá	1,03	0,93	1,14	1,06	0,95	1,16	1,06	0,95	1,17	1,09	0,98	1,19
Curitiba	1,03	0,93	1,14	1,03	0,93	1,13	1,04	0,93	1,14	1,04	0,94	1,15
Florianópolis	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11	1,10	0,99	1,21	1,00	0,90	1,10
Fortaleza	1,96	1,77	2,16	2,65	2,38	2,91	2,00	1,80	2,20	2,00	1,80	2,20
Goiânia	1,42	1,27	1,56	1,82	1,64	2,00	1,81	1,63	1,99	2,79	2,51	3,07
João Pessoa	3,54	3,19	3,90	3,80	3,42	4,18	2,80	2,52	3,08	3,30	2,97	3,63
Macapá	1,56	1,41	1,72	1,85	1,66	2,03	3,40	3,06	3,74	2,87	2,58	3,15
Maceió	1,74	1,57	1,92	2,35	2,11	2,58	3,00	2,70	3,30	2,00	1,80	2,20
Manaus	1,65	1,49	1,82	2,18	1,96	2,39	3,00	2,70	3,30	3,80	3,42	4,18
Natal	1,01	0,91	1,11	1,31	1,17	1,44	1,01	0,91	1,11	1,28	1,16	1,41
Palmas	2,91	2,62	3,21	3,80	3,42	4,18	2,30	2,07	2,53	2,40	2,16	2,64
Porto Alegre	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11
Porto Velho	2,29	2,06	2,52	2,83	2,55	3,12	3,20	2,88	3,52	2,40	2,16	2,64
Recife	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11	1,00	0,90	1,10
Rio Branco	1,30	1,17	1,43	1,28	1,16	1,41	1,32	1,19	1,46	1,32	1,19	1,45
Rio de Janeiro	1,42	1,28	1,57	1,50	1,35	1,65	1,66	1,49	1,82	2,37	2,14	2,61
Salvador	1,22	1,10	1,34	1,41	1,27	1,55	1,68	1,51	1,84	2,16	1,95	2,38
São Luís	1,09	0,99	1,20	1,16	1,05	1,28	1,25	1,12	1,37	1,14	1,03	1,26
São Paulo	1,73	1,56	1,90	3,13	2,82	3,45	2,72	2,44	2,99	2,30	2,07	2,53
Teresina	1,21	1,09	1,33	1,52	1,36	1,67	1,50	1,35	1,65	2,35	2,12	2,59
Vitória	2,08	1,87	2,29	3,38	3,04	3,71	2,50	2,25	2,75	3,00	2,70	3,30

Tabela 7 – Projeção do risco relativo (RR) de mortalidade por DCV associado às OC, considerando o modelo Eta-MIROC5, definição de OC no P90 e período quente.

Capital	2030-2050						2079-2099					
	RCP4.5			RCP8.5			RCP4.5			RCP8.5		
	RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	1,17	1,05	1,29	1,47	1,32	1,62	1,57	1,42	1,73	2,69	2,42	2,96
Belém	1,07	0,96	1,18	1,23	1,11	1,35	1,18	1,06	1,30	2,34	2,10	2,57
Belo Horizonte	1,05	0,94	1,15	1,18	1,06	1,29	1,00	0,90	1,10	1,46	1,32	1,61
Boa Vista	1,06	0,95	1,17	1,04	0,93	1,14	1,04	0,94	1,15	1,14	1,02	1,25
Brasília	1,07	0,96	1,18	1,13	1,02	1,25	1,02	0,92	1,12	1,44	1,30	1,58
Campo Grande	1,02	0,92	1,13	1,02	0,92	1,12	1,03	0,93	1,13	1,06	0,95	1,16
Cuiabá	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,02	0,92	1,12
Curitiba	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11	1,03	0,92	1,13
Florianópolis	1,04	0,93	1,14	1,05	0,95	1,16	1,09	0,98	1,20	1,18	1,06	1,30
Fortaleza	1,00	0,90	1,10	1,12	1,01	1,23	1,02	0,92	1,12	1,02	0,92	1,12
Goiânia	1,09	0,98	1,20	1,19	1,07	1,30	1,23	1,11	1,36	2,17	1,95	2,39
João Pessoa	1,37	1,24	1,51	1,12	1,01	1,24	1,00	0,90	1,10	1,45	1,31	1,60
Macapá	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11	1,02	0,92	1,12	1,20	1,08	1,32
Maceió	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,00	0,90	1,10	1,05	0,94	1,15
Manaus	1,33	1,20	1,47	1,85	1,66	2,03	1,31	1,18	1,44	2,90	2,61	3,19
Natal	1,02	0,91	1,12	1,01	0,91	1,11	1,02	0,92	1,12	1,02	0,92	1,12
Palmas	1,53	1,38	1,68	1,67	1,51	1,84	2,01	1,81	2,21	2,60	2,34	2,86
Porto Alegre	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,15	1,03	1,26
Porto Velho	1,21	1,09	1,33	1,04	0,93	1,14	1,07	0,96	1,18	1,33	1,20	1,46
Recife	1,00	0,90	1,10	1,04	0,93	1,14	1,04	0,94	1,14	1,01	0,91	1,11
Rio Branco	1,07	0,96	1,17	1,08	0,97	1,18	1,10	0,99	1,21	1,32	1,18	1,45
Rio de Janeiro	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,05	0,94	1,15	1,07	0,96	1,18
Salvador	1,08	0,97	1,19	1,24	1,12	1,37	1,06	0,96	1,17	1,81	1,63	1,99
São Luís	1,05	0,94	1,15	1,11	1,00	1,23	1,06	0,95	1,17	1,91	1,72	2,10
São Paulo	1,53	1,38	1,69	1,10	0,99	1,21	1,61	1,45	1,77	1,85	1,67	2,04
Teresina	1,03	0,93	1,13	1,09	0,98	1,20	1,00	0,90	1,10	1,28	1,15	1,41
Vitória	1,23	1,11	1,35	1,31	1,18	1,44	1,51	1,35	1,66	1,23	1,11	1,35

Tabela 8 – Projeção do risco relativo (RR) de mortalidade por DCV associado às OC, considerando o modelo Eta-MIROC5, definição de OC no P90 e período frio.

Capital	2030-2050						2079-2099					
	RCP4.5			RCP8.5			RCP4.5			RCP8.5		
	RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	1,90	1,71	2,09	2,34	2,10	2,57	1,44	1,30	1,58	2,70	2,43	2,97
Belém	1,12	1,01	1,23	1,20	1,08	1,32	1,48	1,33	1,63	1,50	1,35	1,65
Belo Horizonte	1,01	0,91	1,11	1,02	0,92	1,12	1,02	0,91	1,12	1,03	0,93	1,13
Boa Vista	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11	1,02	0,92	1,12	1,00	0,90	1,10
Brasília	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,00	0,90	1,11	1,01	0,91	1,11
Campo Grande	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11
Cuiabá	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11
Curitiba	1,02	0,92	1,12	1,10	0,99	1,21	1,00	0,90	1,10	1,18	1,06	1,30
Florianópolis	1,40	1,26	1,55	1,32	1,19	1,45	1,90	1,71	2,09	2,69	2,42	2,96
Fortaleza	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11	1,00	0,90	1,10
Goiânia	1,07	0,96	1,18	1,02	0,92	1,12	1,16	1,05	1,28	1,57	1,41	1,73
João Pessoa	1,00	0,90	1,10	1,07	0,96	1,18	1,02	0,92	1,12	1,20	1,08	1,32
Macapá	1,03	0,93	1,13	2,50	2,25	2,75	1,01	0,91	1,11	1,30	1,17	1,43
Maceió	1,17	1,05	1,29	1,17	1,05	1,29	1,20	1,08	1,32	1,91	1,72	2,10
Manaus	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11	1,02	0,92	1,12
Natal	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,02	0,92	1,12	1,10	0,99	1,21
Palmas	2,13	1,91	2,34	2,21	1,99	2,44	3,38	3,05	3,72	1,10	0,99	1,21
Porto Alegre	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11	1,03	0,93	1,13
Porto Velho	1,56	1,40	1,72	2,22	2,00	2,45	3,07	2,77	3,38	2,40	2,16	2,64
Recife	1,29	1,16	1,42	1,33	1,20	1,46	1,12	1,01	1,23	2,93	2,64	3,22
Rio Branco	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11	1,02	0,91	1,12	1,04	0,93	1,14
Rio de Janeiro	1,15	1,03	1,26	1,27	1,14	1,39	1,11	1,00	1,22	1,64	1,48	1,81
Salvador	1,01	0,91	1,11	1,09	0,98	1,19	1,01	0,91	1,11	1,38	1,24	1,51
São Luís	1,08	0,97	1,19	1,11	1,00	1,22	1,11	1,00	1,22	1,70	1,53	1,87
São Paulo	1,02	0,92	1,12	1,05	0,94	1,15	1,02	0,92	1,12	1,14	1,02	1,25
Teresina	1,00	0,90	1,10	1,37	1,23	1,51	1,02	0,92	1,12	1,98	1,78	2,18
Vitória	1,02	0,92	1,13	1,02	0,91	1,12	1,02	0,92	1,12	1,08	0,97	1,19

Tabela 9 – Projeção do risco relativo (RR) de mortalidade por DCV associado às OC, considerando o modelo Eta-MIROC5, definição de OC no P95 e período quente.

Capital	2030-2050						2079-2099					
	RCP4.5			RCP8.5			RCP4.5			RCP8.5		
	RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,05	0,94	1,15
Belém	1,61	1,45	1,77	1,71	1,54	1,89	1,66	1,49	1,82	3,64	3,28	4,01
Belo Horizonte	1,10	0,99	1,21	1,28	1,15	1,41	1,06	0,96	1,17	1,71	1,54	1,88
Boa Vista	2,68	2,41	2,95	1,41	1,27	1,55	2,20	1,98	2,42	2,10	1,89	2,31
Brasília	1,11	1,00	1,22	1,17	1,06	1,29	1,08	0,97	1,18	1,85	1,66	2,03
Campo Grande	1,22	1,10	1,34	1,17	1,06	1,29	1,22	1,10	1,34	1,11	1,00	1,22
Cuiabá	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11
Curitiba	1,00	0,90	1,10	1,03	0,92	1,13	1,05	0,95	1,16	1,11	1,00	1,22
Florianópolis	1,10	0,99	1,21	1,13	1,02	1,25	1,13	1,02	1,25	1,25	1,13	1,38
Fortaleza	1,33	1,20	1,47	1,60	1,44	1,76	1,24	1,12	1,36	3,20	2,88	3,52
Goiânia	1,31	1,18	1,44	1,46	1,31	1,60	1,64	1,48	1,81	3,29	2,96	3,62
João Pessoa	2,40	2,16	2,65	1,41	1,27	1,55	1,00	0,90	1,10	2,19	1,97	2,41
Macapá	1,02	0,92	1,12	1,02	0,92	1,12	1,02	0,92	1,12	1,02	0,92	1,12
Maceió	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,00	0,90	1,10	1,04	0,93	1,14
Manaus	1,61	1,45	1,77	2,24	2,02	2,46	1,64	1,48	1,81	2,80	2,52	3,08
Natal	1,02	0,92	1,12	1,02	0,92	1,12	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11
Palmas	2,77	2,50	3,05	2,85	2,56	3,13	3,63	3,27	3,99	2,80	2,52	3,08
Porto Alegre	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,02	0,92	1,12	1,00	0,90	1,10
Porto Velho	1,55	1,40	1,71	1,16	1,05	1,28	1,49	1,34	1,64	3,03	2,72	3,33
Recife	1,04	0,93	1,14	1,23	1,10	1,35	1,25	1,12	1,37	1,31	1,18	1,44
Rio Branco	1,16	1,05	1,28	1,06	0,95	1,16	1,16	1,04	1,28	1,95	1,75	2,14
Rio de Janeiro	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,10	0,99	1,21	1,08	0,98	1,19
Salvador	1,16	1,04	1,28	1,36	1,23	1,50	1,13	1,02	1,25	2,03	1,83	2,24
São Luís	1,01	0,91	1,11	1,08	0,98	1,19	1,05	0,95	1,16	1,37	1,24	1,51
São Paulo	2,30	2,07	2,53	1,37	1,23	1,50	2,37	2,13	2,60	2,97	2,67	3,26
Teresina	1,37	1,23	1,51	1,57	1,41	1,73	1,36	1,22	1,49	2,32	2,09	2,56
Vitória	1,95	1,75	2,14	2,05	1,85	2,26	2,54	2,28	2,79	2,80	2,52	3,08

Tabela 10 – Projeção do risco relativo (RR) de mortalidade por DCV associado às OC, considerando o modelo Eta-MIROC5, definição de OC no P95 e período frio.

Capital	2030-2050						2079-2099					
	RCP4.5			RCP8.5			RCP4.5			RCP8.5		
	RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,12	1,01	1,23
Belém	1,40	1,26	1,54	1,55	1,39	1,70	1,94	1,74	2,13	2,23	2,01	2,46
Belo Horizonte	1,08	0,97	1,19	1,24	1,12	1,36	1,07	0,96	1,18	1,61	1,45	1,78
Boa Vista	1,35	1,21	1,48	1,12	1,00	1,23	1,39	1,25	1,53	1,25	1,13	1,38
Brasília	1,17	1,05	1,29	1,28	1,15	1,41	1,22	1,10	1,35	1,85	1,66	2,03
Campo Grande	1,00	0,90	1,10	1,03	0,92	1,13	1,04	0,93	1,14	1,11	1,00	1,23
Cuiabá	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11
Curitiba	1,00	0,90	1,10	1,06	0,96	1,17	1,00	0,90	1,10	1,11	1,00	1,23
Florianópolis	1,02	0,92	1,12	1,03	0,93	1,13	1,10	0,99	1,21	1,18	1,07	1,30
Fortaleza	1,25	1,12	1,37	1,24	1,11	1,36	1,33	1,20	1,47	2,11	1,90	2,32
Goiânia	1,19	1,07	1,31	1,35	1,22	1,49	1,48	1,33	1,62	2,94	2,65	3,24
João Pessoa	1,75	1,57	1,92	1,70	1,53	1,87	1,29	1,16	1,42	3,40	3,06	3,74
Macapá	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11
Maceió	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10
Manaus	1,54	1,38	1,69	1,66	1,49	1,82	1,62	1,46	1,78	2,60	2,34	2,86
Natal	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,20	1,08	1,32
Palmas	2,45	2,21	2,70	1,83	1,65	2,02	2,75	2,48	3,03	2,10	1,89	2,31
Porto Alegre	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11	1,02	0,92	1,12	1,02	0,92	1,12
Porto Velho	1,57	1,42	1,73	1,77	1,60	1,95	2,17	1,95	2,38	2,52	2,27	2,77
Recife	1,15	1,03	1,26	1,41	1,27	1,56	1,14	1,03	1,26	1,56	1,41	1,72
Rio Branco	1,20	1,08	1,32	1,19	1,07	1,31	1,29	1,16	1,42	1,73	1,56	1,91
Rio de Janeiro	1,04	0,94	1,15	1,12	1,01	1,24	1,06	0,95	1,17	1,22	1,10	1,35
Salvador	1,13	1,02	1,24	1,28	1,15	1,40	1,14	1,03	1,26	1,82	1,64	2,00
São Luís	1,03	0,93	1,13	1,17	1,05	1,28	1,08	0,97	1,19	1,59	1,44	1,75
São Paulo	1,33	1,19	1,46	1,76	1,58	1,94	1,34	1,21	1,47	3,20	2,88	3,52
Teresina	1,08	0,97	1,18	1,27	1,15	1,40	1,17	1,05	1,29	1,54	1,39	1,69
Vitória	1,45	1,30	1,59	1,55	1,39	1,70	2,09	1,88	2,30	3,07	2,76	3,37

Tabela 11 – Projeção do risco relativo (RR) de mortalidade por DCV associado às OC, considerando o modelo Eta-MIROC5, definição de OC no P98 e período quente.

Capital	2030-2050						2079-2099					
	RCP4.5			RCP8.5			RCP4.5			RCP8.5		
	RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11
Belém	1,86	1,68	2,05	1,24	1,11	1,36	2,26	2,03	2,49	3,82	3,44	4,20
Belo Horizonte	1,13	1,02	1,24	1,31	1,18	1,44	1,07	0,97	1,18	1,75	1,57	1,92
Boa Vista	1,01	0,91	1,11	1,02	0,92	1,12	1,00	0,90	1,10	1,20	1,08	1,32
Brasília	1,29	1,16	1,42	1,44	1,30	1,59	1,22	1,10	1,34	2,42	2,18	2,67
Campo Grande	1,04	0,94	1,15	1,04	0,94	1,14	1,05	0,95	1,16	1,06	0,95	1,17
Cuiabá	1,02	0,92	1,13	1,04	0,94	1,15	1,06	0,95	1,17	1,11	1,00	1,22
Curitiba	1,05	0,95	1,16	1,07	0,96	1,18	1,07	0,97	1,18	1,14	1,03	1,25
Florianópolis	1,11	1,00	1,22	1,00	0,90	1,10	1,09	0,98	1,20	1,02	0,92	1,12
Fortaleza	2,51	2,25	2,76	3,39	3,05	3,72	2,03	1,83	2,24	3,40	3,06	3,74
Goiânia	1,41	1,27	1,55	1,68	1,51	1,85	1,91	1,72	2,10	3,75	3,38	4,13
João Pessoa	3,09	2,79	3,40	1,66	1,50	1,83	1,01	0,91	1,11	2,16	1,95	2,38
Macapá	1,38	1,24	1,51	1,01	0,91	1,11	1,80	1,62	1,99	3,10	2,79	3,41
Maceió	1,37	1,23	1,50	1,50	1,35	1,65	1,26	1,13	1,38	2,49	2,24	2,74
Manaus	1,76	1,58	1,94	2,43	2,19	2,68	1,75	1,58	1,93	2,70	2,43	2,97
Natal	1,23	1,11	1,36	1,30	1,17	1,44	1,24	1,11	1,36	1,02	0,92	1,12
Palmas	3,12	2,81	3,43	3,68	3,31	4,05	2,80	2,52	3,08	2,30	2,07	2,53
Porto Alegre	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11
Porto Velho	2,27	2,04	2,49	1,48	1,33	1,62	1,94	1,74	2,13	3,12	2,81	3,44
Recife	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11	1,02	0,92	1,12
Rio Branco	1,14	1,03	1,25	1,22	1,10	1,34	1,08	0,97	1,18	1,26	1,13	1,38
Rio de Janeiro	1,01	0,91	1,11	1,11	1,00	1,23	1,06	0,96	1,17	1,11	1,00	1,22
Salvador	1,18	1,07	1,30	1,42	1,27	1,56	1,19	1,07	1,30	2,05	1,84	2,25
São Luís	1,20	1,08	1,32	1,16	1,04	1,28	1,39	1,25	1,53	1,79	1,61	1,96
São Paulo	2,22	2,00	2,44	1,48	1,33	1,62	2,38	2,14	2,61	2,88	2,59	3,17
Teresina	1,26	1,13	1,39	1,58	1,42	1,73	1,34	1,20	1,47	3,43	3,09	3,78
Vitória	2,67	2,40	2,94	2,86	2,58	3,15	3,61	3,25	3,98	3,40	3,06	3,74

Tabela 12 – Projeção do risco relativo (RR) de mortalidade por DCV associado às OC, considerando o modelo Eta-MIROC5, definição de OC no P98 e período frio.

Capital	2030-2050						2079-2099					
	RCP4.5			RCP8.5			RCP4.5			RCP8.5		
	RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	1,14	1,03	1,26	1,17	1,05	1,28	1,01	0,91	1,11	1,07	0,96	1,18
Belém	1,73	1,56	1,90	1,77	1,59	1,95	1,23	1,11	1,36	3,88	3,49	4,27
Belo Horizonte	1,09	0,98	1,20	1,26	1,14	1,39	1,08	0,97	1,19	1,63	1,47	1,80
Boa Vista	1,01	0,91	1,11	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11	1,20	1,08	1,32
Brasília	1,22	1,10	1,34	1,40	1,26	1,54	1,28	1,15	1,41	2,24	2,02	2,47
Campo Grande	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,03	0,93	1,13	1,01	0,91	1,11
Cuiabá	1,04	0,93	1,14	1,04	0,94	1,14	1,04	0,93	1,14	1,10	0,99	1,21
Curitiba	1,02	0,92	1,12	1,07	0,96	1,17	1,01	0,91	1,11	1,08	0,97	1,19
Florianópolis	1,01	0,91	1,11	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11	1,00	0,90	1,10
Fortaleza	1,87	1,68	2,05	1,84	1,65	2,02	2,09	1,88	2,30	2,20	1,98	2,42
Goiânia	1,20	1,08	1,32	1,62	1,46	1,78	1,56	1,40	1,72	3,20	2,88	3,52
João Pessoa	1,49	1,34	1,64	1,37	1,23	1,51	1,02	0,92	1,12	3,10	2,79	3,41
Macapá	2,47	2,22	2,72	2,06	1,85	2,26	3,28	2,96	3,61	1,58	1,42	1,74
Maceió	1,42	1,28	1,57	1,50	1,35	1,65	1,40	1,26	1,55	2,38	2,14	2,61
Manaus	1,66	1,49	1,82	1,73	1,56	1,90	1,73	1,56	1,91	3,80	3,42	4,18
Natal	1,03	0,93	1,14	1,26	1,13	1,38	1,20	1,08	1,32	1,33	1,19	1,46
Palmas	2,64	2,38	2,91	2,58	2,32	2,83	3,46	3,11	3,81	2,80	2,52	3,08
Porto Alegre	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,02	0,92	1,12
Porto Velho	1,73	1,55	1,90	1,95	1,75	2,14	1,90	1,71	2,09	3,61	3,25	3,97
Recife	1,01	0,91	1,11	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11	1,00	0,90	1,10
Rio Branco	1,05	0,95	1,16	1,01	0,91	1,11	1,03	0,92	1,13	1,23	1,10	1,35
Rio de Janeiro	1,16	1,04	1,27	1,15	1,03	1,26	1,19	1,07	1,30	1,46	1,32	1,61
Salvador	1,15	1,04	1,27	1,30	1,17	1,43	1,13	1,02	1,24	1,74	1,57	1,92
São Luís	1,20	1,08	1,31	1,14	1,03	1,26	1,34	1,20	1,47	1,66	1,49	1,82
São Paulo	1,46	1,31	1,61	1,85	1,66	2,03	1,46	1,31	1,61	3,20	2,88	3,52
Teresina	1,20	1,08	1,32	1,46	1,31	1,60	1,84	1,66	2,02	1,73	1,56	1,91
Vitória	1,84	1,65	2,02	2,11	1,90	2,32	2,85	2,57	3,14	2,20	1,98	2,42

Tabela 13 – Projeção do risco relativo (RR) de mortalidade por DRSP associado às OC, considerando o modelo Eta-HADGEM2-ES, definição de OC no P90 e período quente.

Capital	2030-2050						2079-2099					
	RCP4.5			RCP8.5			RCP4.5			RCP8.5		
	RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95	
	Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto	
Aracaju	1,02	0,91	1,13	1,02	0,91	1,13	1,01	0,90	1,12	1,02	0,91	1,13
Belém	1,00	0,89	1,11	1,00	0,89	1,11	1,00	0,89	1,11	1,01	0,90	1,12
Belo horizonte	1,65	1,47	1,83	1,92	1,71	2,14	1,32	1,17	1,46	3,60	3,20	4,00
Boa Vista	1,01	0,90	1,12	1,30	1,16	1,44	1,01	0,90	1,12	1,01	0,90	1,12
Brasília	1,72	1,53	1,91	1,83	1,63	2,03	1,52	1,35	1,69	3,21	2,86	3,56
Campo Grande	1,02	0,91	1,13	1,07	0,95	1,19	1,01	0,90	1,12	2,80	2,49	3,11
Cuiabá	1,00	0,89	1,11	1,19	1,06	1,32	1,53	1,36	1,70	2,20	1,96	2,44
Curitiba	1,00	0,89	1,11	1,07	0,95	1,19	1,19	1,06	1,32	1,56	1,39	1,73
Florianópolis	1,01	0,90	1,12	1,02	0,91	1,13	1,14	1,02	1,27	1,83	1,63	2,03
Fortaleza	1,01	0,90	1,12	1,02	0,91	1,13	1,46	1,30	1,62	1,01	0,90	1,12
Goiânia	1,09	0,97	1,21	1,03	0,91	1,14	1,12	0,99	1,24	1,01	0,90	1,12
João Pessoa	1,09	0,97	1,21	1,23	1,09	1,36	1,20	1,07	1,34	1,26	1,12	1,39
Macapá	1,55	1,38	1,72	2,00	1,78	2,22	1,85	1,65	2,06	2,49	2,22	2,77
Maceió	1,53	1,36	1,70	1,62	1,44	1,80	1,02	0,90	1,13	3,80	3,38	4,22
Manaus	1,72	1,53	1,91	2,19	1,95	2,43	1,01	0,90	1,12	2,20	1,96	2,44
Natal	1,46	1,30	1,62	1,33	1,18	1,48	1,14	1,01	1,26	1,01	0,90	1,12
Palmas	1,02	0,91	1,13	2,00	1,78	2,22	1,20	1,07	1,33	1,01	0,90	1,12
Porto Alegre	1,10	0,98	1,22	1,34	1,19	1,48	1,02	0,91	1,13	1,01	0,90	1,12
Porto Velho	1,20	1,07	1,34	1,29	1,15	1,43	1,36	1,21	1,51	2,93	2,61	3,25
Recife	1,13	1,01	1,26	1,22	1,09	1,36	1,59	1,42	1,77	2,02	1,80	2,25
Rio Branco	1,01	0,90	1,12	1,02	0,91	1,13	1,04	0,93	1,16	1,99	1,77	2,21
Rio de Janeiro	1,59	1,42	1,77	1,98	1,76	2,19	1,44	1,29	1,60	3,67	3,27	4,07
Salvador	1,02	0,91	1,13	1,02	0,91	1,13	1,01	0,90	1,12	1,01	0,90	1,12
São Luís	1,17	1,04	1,30	1,02	0,91	1,13	1,01	0,90	1,12	1,01	0,90	1,12
São Paulo	1,81	1,61	2,01	1,63	1,45	1,81	2,18	1,94	2,42	1,52	1,35	1,69
Teresina	1,03	0,91	1,14	1,01	0,90	1,12	1,33	1,18	1,47	1,01	0,90	1,12
Vitória	2,44	2,17	2,70	3,10	2,76	3,44	2,81	2,50	3,12	3,26	2,90	3,62

Tabela 14 – Projeção do risco relativo (RR) de mortalidade por DRSP associado às OC, considerando o modelo Eta-HADGEM2-ES, definição de OC no P90 e período frio.

Capital	2030-2050						2079-2099					
	RCP4.5			RCP8.5			RCP4.5			RCP8.5		
	RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11
Belém	1,10	0,99	1,21	1,22	1,10	1,34	1,52	1,37	1,67	1,68	1,51	1,85
Belo horizonte	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11
Boa Vista	1,41	1,27	1,55	1,94	1,75	2,14	1,97	1,78	2,17	3,73	3,36	4,10
Brasília	1,07	0,96	1,18	1,35	1,22	1,49	1,01	0,91	1,11	1,32	1,19	1,45
Campo Grande	1,08	0,97	1,19	1,25	1,12	1,37	1,61	1,44	1,77	1,96	1,76	2,16
Cuiabá	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10
Curitiba	1,01	0,91	1,11	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11
Florianópolis	1,00	0,90	1,10	1,02	0,91	1,12	1,04	0,94	1,15	1,00	0,90	1,10
Fortaleza	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11	1,10	0,99	1,21	2,90	2,61	3,19
Goiânia	1,10	0,99	1,21	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11	1,00	0,90	1,10
João Pessoa	1,67	1,50	1,83	1,88	1,69	2,07	3,84	3,46	4,23	3,03	2,73	3,33
Macapá	3,60	3,24	3,96	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11	1,00	0,90	1,10
Maceió	1,22	1,10	1,34	1,43	1,29	1,57	2,46	2,21	2,70	2,40	2,16	2,64
Manaus	1,10	0,99	1,21	1,05	0,94	1,15	1,44	1,29	1,58	1,97	1,77	2,17
Natal	1,02	0,91	1,12	1,02	0,92	1,12	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11
Palmas	1,42	1,28	1,57	1,81	1,63	1,99	2,81	2,53	3,09	2,10	1,89	2,31
Porto Alegre	1,07	0,96	1,18	1,08	0,97	1,18	1,29	1,16	1,42	1,35	1,21	1,48
Porto Velho	1,02	0,92	1,12	1,00	0,90	1,10	1,20	1,08	1,32	1,00	0,90	1,10
Recife	1,09	0,98	1,20	1,23	1,10	1,35	1,01	0,91	1,11	2,06	1,86	2,27
Rio Branco	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11	1,00	0,90	1,10	2,68	2,41	2,95
Rio de Janeiro	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11	1,07	0,97	1,18	1,39	1,25	1,52
Salvador	1,68	1,51	1,85	2,93	2,64	3,23	3,78	3,40	4,16	2,00	1,80	2,20
São Luís	1,33	1,19	1,46	1,17	1,05	1,28	1,01	0,91	1,11	1,00	0,90	1,10
São Paulo	1,05	0,95	1,16	1,24	1,11	1,36	1,20	1,08	1,32	1,71	1,54	1,88
Teresina	1,89	1,70	2,08	1,46	1,31	1,60	1,37	1,23	1,50	1,00	0,90	1,10
Vitória	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11

Tabela 15 – Projeção do risco relativo (RR) de mortalidade por DRSP associado às OC, considerando o modelo Eta-HADGEM2-ES, definição de OC no P95 e período quente.

Capital	2030-2050						2079-2099					
	RCP4.5			RCP8.5			RCP4.5			RCP8.5		
	RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	1,59	1,43	1,75	1,95	1,76	2,15	2,01	1,81	2,21	2,43	2,19	2,67
Belém	1,60	1,44	1,76	1,02	0,92	1,12	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11
Belo horizonte	2,24	2,02	2,46	2,70	2,43	2,97	1,70	1,53	1,87	3,20	2,88	3,52
Boa Vista	1,02	0,92	1,12	1,02	0,92	1,12	3,34	3,01	3,67	1,04	0,94	1,15
Brasília	2,30	2,07	2,53	2,56	2,30	2,82	2,03	1,83	2,23	2,80	2,52	3,08
Campo Grande	1,02	0,92	1,12	1,24	1,11	1,36	1,04	0,94	1,15	3,20	2,88	3,52
Cuiabá	1,11	1,00	1,22	1,08	0,97	1,19	1,12	1,01	1,23	1,25	1,12	1,37
Curitiba	1,00	0,90	1,10	1,10	0,99	1,21	1,21	1,09	1,33	1,84	1,65	2,02
Florianópolis	2,20	1,98	2,42	1,20	1,08	1,32	1,30	1,17	1,43	1,00	0,90	1,10
Fortaleza	1,80	1,62	1,98	1,20	1,08	1,32	1,62	1,46	1,78	1,01	0,91	1,11
Goiânia	1,24	1,12	1,37	1,28	1,15	1,40	1,46	1,31	1,60	2,29	2,06	2,52
João Pessoa	1,32	1,19	1,45	1,51	1,36	1,66	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11
Macapá	2,30	2,07	2,53	3,20	2,88	3,52	2,00	1,80	2,20	2,60	2,34	2,86
Maceió	4,21	3,79	4,64	4,00	3,60	4,40	1,07	0,96	1,18	3,40	3,06	3,74
Manaus	2,38	2,14	2,62	3,13	2,82	3,45	1,33	1,20	1,47	2,00	1,80	2,20
Natal	1,10	0,99	1,21	1,11	1,00	1,22	1,11	1,00	1,22	1,01	0,91	1,11
Palmas	1,01	0,91	1,11	2,00	1,80	2,20	1,20	1,08	1,32	1,01	0,91	1,11
Porto Alegre	1,56	1,40	1,71	1,67	1,50	1,83	1,03	0,93	1,14	2,01	1,81	2,22
Porto Velho	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11	1,04	0,93	1,14
Recife	1,43	1,29	1,58	1,62	1,46	1,78	1,92	1,73	2,11	3,76	3,38	4,13
Rio Branco	2,03	1,83	2,24	1,49	1,35	1,64	1,38	1,25	1,52	1,01	0,91	1,11
Rio de Janeiro	1,91	1,72	2,10	2,52	2,27	2,77	1,73	1,56	1,90	3,70	3,33	4,07
Salvador	1,01	0,91	1,11	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11
São Luís	1,20	1,08	1,32	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11
São Paulo	2,65	2,38	2,91	2,31	2,08	2,54	3,28	2,95	3,60	2,80	2,52	3,08
Teresina	3,08	2,77	3,38	4,00	3,60	4,40	2,40	2,16	2,64	3,40	3,06	3,74
Vitória	3,66	3,29	4,02	2,40	2,16	2,64	3,20	2,88	3,52	3,40	3,06	3,74

Tabela 16 – Projeção do risco relativo (RR) de mortalidade por DRSP associado às OC, considerando o modelo Eta-HADGEM2-ES, definição de OC no P95 e período frio.

Capital	2030-2050						2079-2099					
	RCP4.5			RCP8.5			RCP4.5			RCP8.5		
	RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	1,36	1,22	1,50	1,22	1,10	1,34	1,01	0,91	1,11	1,71	1,54	1,88
Belém	1,05	0,94	1,15	1,00	0,90	1,10	1,11	1,00	1,23	1,13	1,02	1,24
Belo horizonte	1,17	1,06	1,29	1,49	1,34	1,64	1,54	1,39	1,70	3,55	3,19	3,90
Boa Vista	1,40	1,26	1,54	1,04	0,94	1,15	2,88	2,59	3,16	3,50	3,15	3,85
Brasília	1,50	1,35	1,65	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11	1,73	1,55	1,90
Campo Grande	1,38	1,24	1,52	1,53	1,38	1,69	1,89	1,70	2,07	2,52	2,27	2,77
Cuiabá	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10
Curitiba	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,15	1,04	1,27
Florianópolis	1,10	0,99	1,21	1,20	1,08	1,32	1,20	1,08	1,32	1,00	0,90	1,10
Fortaleza	1,46	1,32	1,61	1,66	1,49	1,82	2,20	1,98	2,42	3,07	2,77	3,38
Goiânia	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10
João Pessoa	2,65	2,39	2,92	3,54	3,18	3,89	2,80	2,52	3,08	3,60	3,24	3,96
Macapá	3,90	3,51	4,29	2,60	2,34	2,86	2,00	1,80	2,20	1,70	1,53	1,87
Maceió	1,02	0,92	1,12	1,10	0,99	1,21	2,00	1,80	2,20	1,20	1,08	1,32
Manaus	2,40	2,16	2,64	3,20	2,88	3,52	2,80	2,52	3,08	3,70	3,33	4,07
Natal	1,02	0,92	1,12	1,04	0,94	1,14	1,03	0,92	1,13	1,00	0,90	1,10
Palmas	3,40	3,06	3,74	3,20	2,88	3,52	2,10	1,89	2,31	2,30	2,07	2,53
Porto Alegre	1,07	0,96	1,18	1,07	0,96	1,17	1,13	1,02	1,25	1,16	1,04	1,28
Porto Velho	2,10	1,89	2,31	2,00	1,80	2,20	3,00	2,70	3,30	1,00	0,90	1,10
Recife	1,02	0,92	1,12	1,09	0,98	1,20	1,15	1,03	1,26	3,60	3,24	3,96
Rio Branco	3,20	2,88	3,52	1,01	0,91	1,11	1,02	0,92	1,12	1,00	0,90	1,10
Rio de Janeiro	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11	1,02	0,92	1,12	1,00	0,90	1,10
Salvador	3,63	3,27	3,99	7,32	6,59	8,05	3,00	2,70	3,30	2,20	1,98	2,42
São Luís	1,02	0,92	1,12	1,10	0,99	1,21	1,01	0,91	1,11	1,00	0,90	1,10
São Paulo	1,19	1,07	1,31	1,46	1,31	1,61	1,39	1,25	1,52	2,19	1,97	2,40
Teresina	1,06	0,95	1,16	1,04	0,93	1,14	1,15	1,04	1,27	1,07	0,97	1,18
Vitória	1,21	1,09	1,33	1,51	1,36	1,66	1,01	0,91	1,11	2,04	1,84	2,25

Tabela 17 – Projeção do risco relativo (RR) de mortalidade por DRSP associado às OC, considerando o modelo Eta-HADGEM2-ES, definição de OC no P98 e período quente.

Capital	2030-2050						2079-2099					
	RCP4.5			RCP8.5			RCP4.5			RCP8.5		
	RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	4,09	3,68	4,50	3,70	3,33	4,07	3,20	2,88	3,52	1,70	1,53	1,87
Belém	1,70	1,53	1,87	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11	1,10	0,99	1,21
Belo horizonte	2,46	2,22	2,71	3,11	2,80	3,42	1,95	1,75	2,14	3,80	3,42	4,18
Boa Vista	2,20	1,98	2,42	1,22	1,10	1,34	1,20	1,08	1,32	3,34	3,01	3,67
Brasília	3,20	2,88	3,52	3,73	3,36	4,10	2,79	2,51	3,07	2,10	1,89	2,31
Campo Grande	2,00	1,80	2,20	1,36	1,22	1,49	1,24	1,12	1,36	3,40	3,06	3,74
Cuiabá	1,19	1,07	1,31	1,21	1,09	1,34	1,20	1,08	1,32	1,70	1,53	1,87
Curitiba	1,00	0,90	1,10	1,11	1,00	1,22	1,22	1,10	1,34	1,54	1,38	1,69
Florianópolis	2,10	1,89	2,31	1,20	1,08	1,32	1,20	1,08	1,32	1,01	0,91	1,11
Fortaleza	2,20	1,98	2,42	1,70	1,53	1,87	1,89	1,70	2,07	2,10	1,89	2,31
Goiânia	1,80	1,62	1,98	1,71	1,53	1,88	2,25	2,03	2,48	3,90	3,51	4,29
João Pessoa	1,17	1,05	1,28	1,29	1,16	1,42	1,77	1,59	1,95	1,82	1,64	2,00
Macapá	3,20	2,88	3,52	3,70	3,33	4,07	3,80	3,42	4,18	2,80	2,52	3,08
Maceió	3,20	2,88	3,52	3,70	3,33	4,07	1,55	1,39	1,70	2,00	1,80	2,20
Manaus	2,83	2,55	3,11	3,62	3,26	3,99	1,62	1,46	1,78	2,60	2,34	2,86
Natal	1,20	1,08	1,32	1,20	1,08	1,32	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11
Palmas	1,29	1,16	1,42	2,42	2,17	2,66	2,60	2,34	2,86	3,20	2,88	3,52
Porto Alegre	4,15	3,73	4,56	2,22	2,00	2,45	1,20	1,08	1,32	3,70	3,33	4,07
Porto Velho	2,30	2,07	2,53	1,20	1,08	1,32	1,20	1,08	1,32	1,01	0,91	1,11
Recife	1,89	1,70	2,08	2,31	2,08	2,54	3,11	2,80	3,42	3,70	3,33	4,07
Rio Branco	3,10	2,79	3,41	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11
Rio de Janeiro	2,00	1,80	2,20	2,53	2,27	2,78	1,87	1,68	2,05	3,70	3,33	4,07
Salvador	1,01	0,91	1,11	1,60	1,44	1,76	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11
São Luís	2,00	1,80	2,20	1,20	1,08	1,32	1,20	1,08	1,32	3,00	2,70	3,30
São Paulo	3,06	2,76	3,37	2,60	2,34	2,86	3,71	3,34	4,08	2,20	1,98	2,42
Teresina	1,44	1,30	1,59	1,54	1,39	1,69	1,02	0,92	1,12	2,28	2,06	2,51
Vitória	1,22	1,10	1,34	1,58	1,42	1,73	1,59	1,43	1,75	3,22	2,90	3,54

Tabela 18 – Projeção do risco relativo (RR) de mortalidade por DRSP associado às OC, considerando o modelo Eta-HADGEM2-ES, definição de OC no P98 e período frio.

Capital	2030-2050						2079-2099					
	RCP4.5			RCP8.5			RCP4.5			RCP8.5		
	RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	1,02	0,92	1,12	2,00	1,80	2,20	1,20	1,08	1,32	1,00	0,90	1,10
Belém	1,46	1,31	1,61	1,66	1,49	1,82	2,40	2,16	2,64	3,20	2,88	3,52
Belo horizonte	1,11	1,00	1,23	1,22	1,10	1,34	1,15	1,03	1,26	1,95	1,76	2,15
Boa Vista	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11	1,00	0,90	1,10
Brasília	1,90	1,71	2,09	1,60	1,44	1,76	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11
Campo Grande	1,81	1,63	1,99	2,15	1,94	2,37	2,92	2,63	3,21	3,90	3,51	4,29
Cuiabá	1,20	1,08	1,32	1,35	1,22	1,49	1,37	1,23	1,51	1,53	1,38	1,69
Curitiba	1,00	0,90	1,10	1,06	0,96	1,17	1,18	1,06	1,30	1,51	1,36	1,66
Florianópolis	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11	1,00	0,90	1,10
Fortaleza	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11	1,20	1,08	1,32	1,00	0,90	1,10
Goiânia	1,10	0,99	1,21	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11	1,00	0,90	1,10
João Pessoa	3,90	3,51	4,29	3,90	3,51	4,29	3,80	3,42	4,18	3,90	3,51	4,29
Macapá	3,49	3,15	3,84	3,90	3,51	4,29	3,51	3,16	3,86	2,00	1,80	2,20
Maceió	1,01	0,91	1,11	2,50	2,25	2,75	2,20	1,98	2,42	1,30	1,17	1,43
Manaus	3,80	3,42	4,18	3,60	3,24	3,96	3,20	2,88	3,52	3,90	3,51	4,29
Natal	1,14	1,02	1,25	1,30	1,17	1,43	1,34	1,21	1,48	1,78	1,60	1,96
Palmas	3,80	3,42	4,18	4,00	3,60	4,40	3,20	2,88	3,52	2,60	2,34	2,86
Porto Alegre	1,02	0,92	1,12	10,10	9,09	###	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11
Porto Velho	2,90	2,61	3,19	1,30	1,17	1,43	2,20	1,98	2,42	1,01	0,91	1,11
Recife	1,01	0,91	1,11	2,00	1,80	2,20	1,01	0,91	1,11	1,00	0,90	1,10
Rio Branco	2,70	2,43	2,97	1,30	1,17	1,43	1,30	1,17	1,43	1,01	0,91	1,11
Rio de Janeiro	2,10	1,89	2,31	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11	1,00	0,90	1,10
Salvador	3,30	2,97	3,63	2,40	2,16	2,64	3,80	3,42	4,18	3,10	2,79	3,41
São Luís	1,02	0,92	1,12	2,00	1,80	2,20	2,00	1,80	2,20	1,00	0,90	1,10
São Paulo	1,78	1,60	1,95	3,30	2,97	3,63	2,84	2,56	3,13	3,00	2,70	3,30
Teresina	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11	1,00	0,90	1,10
Vitória	1,02	0,92	1,12	1,60	1,44	1,76	1,01	0,91	1,11	1,00	0,90	1,10

Tabela 19 – Projeção do risco relativo (RR) de mortalidade por DRSP associado às OC, considerando o modelo Eta-MIROC5, definição de OC no P90 e período quente.

Capital	2030-2050						2079-2099					
	RCP4.5			RCP8.5			RCP4.5			RCP8.5		
	RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	1,02	0,92	1,12	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,02	0,92	1,12
Belém	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12
Belo horizonte	1,17	1,06	1,29	1,88	1,69	2,07	1,13	1,02	1,24	3,20	2,88	3,52
Boa Vista	1,01	0,91	1,11	1,03	0,93	1,13	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11
Brasília	1,23	1,10	1,35	1,43	1,29	1,57	1,02	0,92	1,12	2,51	2,26	2,76
Campo Grande	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,09	0,98	1,20
Cuiabá	1,00	0,90	1,10	1,03	0,92	1,13	1,26	1,13	1,39	1,50	1,35	1,66
Curitiba	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11	1,02	0,92	1,12
Florianópolis	1,00	0,90	1,10	1,09	0,98	1,20	1,00	0,90	1,10	1,23	1,11	1,36
Fortaleza	1,02	0,92	1,12	1,05	0,94	1,15	1,17	1,05	1,28	3,16	2,85	3,48
Goiânia	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,08	0,97	1,19	1,20	1,08	1,32
João Pessoa	1,15	1,03	1,26	1,02	0,92	1,12	1,02	0,92	1,12	1,11	1,00	1,22
Macapá	1,60	1,44	1,76	1,53	1,38	1,68	1,61	1,44	1,77	2,63	2,36	2,89
Maceió	1,15	1,03	1,26	1,34	1,21	1,48	1,19	1,07	1,31	2,32	2,09	2,55
Manaus	1,22	1,10	1,34	1,62	1,46	1,78	1,17	1,05	1,28	1,50	1,35	1,65
Natal	1,03	0,93	1,13	1,06	0,96	1,17	1,10	0,99	1,21	1,02	0,92	1,12
Palmas	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11
Porto Alegre	1,15	1,04	1,27	1,13	1,02	1,25	1,13	1,02	1,24	1,32	1,19	1,45
Porto Velho	1,22	1,10	1,35	1,08	0,97	1,19	1,31	1,18	1,45	2,57	2,31	2,82
Recife	1,11	1,00	1,22	1,14	1,03	1,25	1,21	1,09	1,33	1,64	1,48	1,80
Rio Branco	1,27	1,14	1,39	1,18	1,06	1,30	1,24	1,12	1,36	3,42	3,08	3,77
Rio de Janeiro	1,38	1,24	1,52	1,07	0,96	1,18	1,12	1,01	1,23	1,46	1,32	1,61
Salvador	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11
São Luís	1,02	0,91	1,12	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11
São Paulo	1,73	1,56	1,91	1,13	1,01	1,24	1,85	1,66	2,03	2,22	2,00	2,44
Teresina	1,06	0,96	1,17	1,10	0,99	1,21	1,00	0,90	1,10	1,25	1,13	1,38
Vitória	1,47	1,32	1,62	1,56	1,40	1,72	2,01	1,81	2,21	1,64	1,47	1,80

Tabela 20 – Projeção do risco relativo (RR) de mortalidade por DRSP associado às OC, considerando o modelo Eta-MIROC5, definição de OC no P90 e período frio.

Capital	2030-2050						2079-2099					
	RCP4.5			RCP8.5			RCP4.5			RCP8.5		
	RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11	1,02	0,92	1,12	1,02	0,92	1,12
Belém	1,12	1,01	1,23	1,10	0,99	1,21	1,19	1,07	1,31	1,46	1,32	1,61
Belo horizonte	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12
Boa Vista	1,25	1,13	1,38	1,20	1,08	1,33	1,43	1,29	1,57	1,86	1,68	2,05
Brasília	1,00	0,90	1,10	1,01	0,90	1,11	1,21	1,09	1,33	1,02	0,92	1,13
Campo Grande	1,10	0,99	1,21	1,14	1,03	1,26	1,21	1,09	1,33	1,42	1,28	1,56
Cuiabá	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,20	1,08	1,32
Curitiba	1,05	0,95	1,16	1,02	0,92	1,12	1,04	0,94	1,15	1,01	0,91	1,11
Florianópolis	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11	1,10	0,99	1,21
Fortaleza	1,13	1,02	1,24	1,26	1,13	1,38	1,51	1,36	1,67	1,90	1,71	2,09
Goiânia	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,00	0,90	1,10	1,10	0,99	1,21
João Pessoa	1,86	1,68	2,05	2,27	2,04	2,50	1,48	1,33	1,63	2,20	1,98	2,42
Macapá	1,00	0,90	1,10	1,40	1,26	1,54	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12
Maceió	1,12	1,01	1,24	1,15	1,04	1,27	1,12	1,00	1,23	1,48	1,33	1,63
Manaus	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11	1,28	1,15	1,41
Natal	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,02	0,92	1,12	1,02	0,92	1,12
Palmas	1,76	1,58	1,94	1,73	1,56	1,91	2,53	2,28	2,78	2,20	1,98	2,42
Porto Alegre	1,08	0,97	1,19	1,03	0,92	1,13	1,08	0,97	1,19	1,23	1,10	1,35
Porto Velho	1,02	0,92	1,12	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11	1,30	1,17	1,43
Recife	1,10	0,99	1,21	1,11	1,00	1,22	1,01	0,91	1,11	1,74	1,57	1,91
Rio Branco	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11	1,21	1,09	1,33	2,20	1,98	2,42
Rio de Janeiro	1,00	0,90	1,10	1,04	0,93	1,14	1,00	0,90	1,10	1,11	1,00	1,22
Salvador	1,29	1,16	1,41	1,86	1,67	2,04	1,42	1,28	1,56	2,00	1,80	2,20
São Luís	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,02	0,92	1,12	1,20	1,08	1,32
São Paulo	1,04	0,94	1,15	1,10	0,99	1,21	1,04	0,94	1,15	1,35	1,21	1,48
Teresina	1,00	0,90	1,10	1,09	0,98	1,20	1,02	0,92	1,12	1,17	1,05	1,29
Vitória	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,02	0,92	1,12	1,02	0,92	1,12

Tabela 21 – Projeção do risco relativo (RR) de mortalidade por DRSP associado às OC, considerando o modelo Eta-MIROC5, definição de OC no P95 e período quente.

Capital	2030-2050						2079-2099					
	RCP4.5			RCP8.5			RCP4.5			RCP8.5		
	RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95	
	Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto	
Aracaju	1,27	1,14	1,40	1,46	1,31	1,60	1,38	1,24	1,52	2,51	2,26	2,76
Belém	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11
Belo horizonte	1,47	1,33	1,62	2,63	2,37	2,90	1,30	1,17	1,43	2,80	2,52	3,08
Boa Vista	2,80	2,52	3,08	1,08	0,97	1,19	3,40	3,06	3,74	2,40	2,16	2,64
Brasília	1,49	1,34	1,64	1,82	1,64	2,01	1,06	0,95	1,17	2,80	2,52	3,08
Campo Grande	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11
Cuiabá	1,00	0,90	1,10	1,05	0,95	1,16	1,05	0,94	1,15	1,18	1,06	1,30
Curitiba	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11	1,00	0,90	1,10
Florianópolis	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11
Fortaleza	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11	1,10	0,99	1,21	1,06	0,96	1,17
Goiânia	1,13	1,01	1,24	1,12	1,01	1,23	1,27	1,15	1,40	1,65	1,49	1,82
João Pessoa	1,29	1,16	1,42	1,12	1,01	1,24	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11
Macapá	2,40	2,16	2,64	2,30	2,07	2,53	3,26	2,93	3,58	1,10	0,99	1,21
Maceió	1,84	1,65	2,02	2,36	2,12	2,60	1,69	1,52	1,86	2,30	2,07	2,53
Manaus	1,47	1,33	1,62	2,05	1,85	2,26	1,47	1,33	1,62	1,80	1,62	1,98
Natal	1,00	0,90	1,10	1,04	0,93	1,14	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11
Palmas	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11
Porto Alegre	1,32	1,19	1,45	1,47	1,32	1,61	1,54	1,39	1,69	2,42	2,18	2,67
Porto Velho	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,09	0,98	1,20
Recife	1,40	1,26	1,54	1,35	1,21	1,48	1,70	1,53	1,87	2,88	2,59	3,16
Rio Branco	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11
Rio de Janeiro	1,62	1,46	1,78	1,21	1,09	1,33	1,30	1,17	1,43	1,76	1,58	1,93
Salvador	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11	1,03	0,93	1,13	1,01	0,91	1,11
São Luís	1,02	0,92	1,12	1,02	0,92	1,12	1,02	0,92	1,12	1,02	0,92	1,12
São Paulo	2,53	2,27	2,78	1,46	1,32	1,61	2,70	2,43	2,96	3,44	3,10	3,79
Teresina	2,15	1,93	2,36	3,67	3,30	4,03	2,38	2,14	2,62	3,10	2,79	3,41
Vitória	2,10	1,89	2,31	2,27	2,05	2,50	2,96	2,67	3,26	3,10	2,79	3,41

Tabela 22 – Projeção do risco relativo (RR) de mortalidade por DRSP associado às OC, considerando o modelo Eta-MIROC5, definição de OC no P95 e período frio.

Capital	2030-2050						2079-2099					
	RCP4.5			RCP8.5			RCP4.5			RCP8.5		
	RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	1,26	1,14	1,39	1,23	1,11	1,36	1,02	0,92	1,12	2,18	1,96	2,40
Belém	1,01	0,91	1,11	1,04	0,94	1,15	1,08	0,97	1,18	1,00	0,90	1,10
Belo horizonte	1,06	0,95	1,17	1,10	0,99	1,21	1,12	1,01	1,23	1,60	1,44	1,76
Boa Vista	1,19	1,08	1,31	1,34	1,21	1,47	1,02	0,92	1,12	2,51	2,26	2,77
Brasília	1,10	0,99	1,21	1,11	1,00	1,22	1,37	1,23	1,50	1,13	1,01	1,24
Campo Grande	1,25	1,12	1,37	1,29	1,16	1,42	1,37	1,23	1,51	1,71	1,54	1,88
Cuiabá	1,02	0,91	1,12	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,30	1,17	1,43
Curitiba	1,00	0,90	1,11	1,02	0,92	1,12	1,00	0,90	1,10	1,03	0,93	1,14
Florianópolis	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11	1,20	1,08	1,32
Fortaleza	1,23	1,11	1,35	1,22	1,10	1,34	1,27	1,14	1,40	2,13	1,92	2,35
Goiânia	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,02	0,92	1,12	1,02	0,92	1,12
João Pessoa	1,76	1,59	1,94	3,19	2,87	3,50	1,64	1,48	1,81	2,90	2,61	3,19
Macapá	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,06	0,96	1,17	1,02	0,92	1,12
Maceió	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11
Manaus	2,36	2,12	2,59	2,60	2,34	2,86	2,47	2,23	2,72	3,40	3,06	3,74
Natal	1,00	0,90	1,10	1,07	0,96	1,17	1,00	0,90	1,10	1,10	0,99	1,21
Palmas	2,60	2,34	2,86	2,69	2,42	2,96	3,72	3,35	4,09	2,00	1,80	2,20
Porto Alegre	1,04	0,94	1,15	1,05	0,94	1,15	1,03	0,93	1,13	1,07	0,96	1,17
Porto Velho	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11	1,02	0,92	1,12	1,20	1,08	1,32
Recife	1,01	0,91	1,11	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11	2,20	1,98	2,42
Rio Branco	1,15	1,04	1,27	1,07	0,97	1,18	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11
Rio de Janeiro	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12
Salvador	1,97	1,77	2,16	2,90	2,61	3,19	2,08	1,87	2,29	3,02	2,81	3,40
São Luís	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11	1,02	0,92	1,12	1,30	1,17	1,43
São Paulo	1,12	1,01	1,23	1,20	1,08	1,32	1,11	1,00	1,22	1,60	1,44	1,76
Teresina	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11	1,02	0,92	1,12	1,08	0,97	1,19
Vitória	1,14	1,03	1,25	1,18	1,06	1,30	1,14	1,02	1,25	1,01	0,91	1,11

Tabela 23 – Projeção do risco relativo (RR) de mortalidade por DRSP associado às OC, considerando o modelo Eta-MIROC5, definição de OC no P98 e período quente.

Capital	2030-2050						2079-2099					
	RCP4.5			RCP8.5			RCP4.5			RCP8.5		
	RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	2,06	1,86	2,27	3,01	2,71	3,31	2,47	2,22	2,72	2,80	2,52	3,08
Belém	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,02	0,92	1,12	1,09	0,98	1,20
Belo horizonte	1,64	1,48	1,81	3,07	2,77	3,38	1,45	1,31	1,60	3,10	2,79	3,41
Boa Vista	2,90	2,61	3,19	3,01	2,71	3,31	2,50	2,25	2,75	2,80	2,52	3,08
Brasília	1,84	1,66	2,02	2,40	2,16	2,64	1,22	1,09	1,34	2,30	2,07	2,53
Campo Grande	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,19	1,07	1,31
Cuiabá	1,00	0,90	1,10	1,11	1,00	1,22	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11
Curitiba	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11	1,11	1,00	1,23
Florianópolis	1,01	0,91	1,11	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11	1,02	0,92	1,12
Fortaleza	0,28	0,25	0,31	1,40	1,26	1,54	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11
Goiânia	1,41	1,27	1,55	1,50	1,35	1,65	1,64	1,48	1,81	2,04	1,83	2,24
João Pessoa	1,02	0,92	1,13	1,10	0,99	1,21	1,33	1,20	1,46	1,74	1,57	1,91
Macapá	2,60	2,34	2,86	1,60	1,44	1,76	2,90	2,61	3,19	3,10	2,79	3,41
Maceió	3,90	3,51	4,30	2,90	2,61	3,19	2,83	2,55	3,11	2,50	2,25	2,75
Manaus	1,61	1,45	1,77	2,11	1,90	2,32	1,52	1,36	1,67	2,90	2,61	3,19
Natal	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11	1,03	0,93	1,13	1,02	0,92	1,12
Palmas	1,83	1,65	2,01	1,91	1,72	2,10	3,51	3,15	3,86	3,40	3,06	3,74
Porto Alegre	1,65	1,49	1,82	1,94	1,75	2,14	2,02	1,82	2,22	3,21	2,89	3,53
Porto Velho	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,01	0,90	1,11	1,01	0,91	1,11
Recife	1,95	1,76	2,15	1,86	1,67	2,05	2,48	2,23	2,73	3,10	2,79	3,41
Rio Branco	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11	1,04	0,94	1,14	1,06	0,96	1,17
Rio de Janeiro	1,75	1,58	1,93	1,34	1,20	1,47	1,31	1,18	1,44	1,83	1,65	2,02
Salvador	1,00	0,90	1,10	1,40	1,26	1,54	1,02	0,91	1,12	1,20	1,08	1,32
São Luís	1,02	0,92	1,12	1,02	0,92	1,12	1,09	0,98	1,20	3,52	3,17	3,88
São Paulo	2,92	2,63	3,21	1,64	1,48	1,81	3,10	2,79	3,41	3,80	3,42	4,18
Teresina	1,27	1,15	1,40	1,28	1,15	1,41	1,12	1,01	1,23	1,57	1,41	1,72
Vitória	1,09	0,98	1,20	1,09	0,98	1,20	1,17	1,05	1,29	1,83	1,65	2,01

Tabela 24 – Projeção do risco relativo (RR) de mortalidade por DRSP associado às OC, considerando o modelo Eta-MIROC5, definição de OC no P98 e período frio.

Capital	2030-2050						2079-2099					
	RCP4.5			RCP8.5			RCP4.5			RCP8.5		
	RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95		RR	IC95	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	1,26	1,14	1,39	1,23	1,11	1,36	1,02	0,92	1,12	2,18	1,96	2,40
Belém	1,01	0,91	1,11	1,04	0,94	1,15	1,08	0,97	1,18	1,00	0,90	1,10
Belo horizonte	1,06	0,95	1,17	1,10	0,99	1,21	1,12	1,01	1,23	1,60	1,44	1,76
Boa Vista	1,19	1,08	1,31	1,34	1,21	1,47	1,02	0,92	1,12	2,51	2,26	2,77
Brasília	1,10	0,99	1,21	1,11	1,00	1,22	1,37	1,23	1,50	1,13	1,01	1,24
Campo Grande	1,25	1,12	1,37	1,29	1,16	1,42	1,37	1,23	1,51	1,71	1,54	1,88
Cuiabá	1,02	0,91	1,12	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,30	1,17	1,43
Curitiba	1,00	0,90	1,11	1,02	0,92	1,12	1,00	0,90	1,10	1,03	0,93	1,14
Florianópolis	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11	1,20	1,08	1,32
Fortaleza	1,23	1,11	1,35	1,22	1,10	1,34	1,27	1,14	1,40	2,13	1,92	2,35
Goiânia	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,02	0,92	1,12	1,02	0,92	1,12
João Pessoa	1,76	1,59	1,94	3,19	2,87	3,50	1,64	1,48	1,81	2,90	2,61	3,19
Macapá	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,06	0,96	1,17	1,02	0,92	1,12
Maceió	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11
Manaus	2,36	2,12	2,59	2,60	2,34	2,86	2,47	2,23	2,72	3,40	3,06	3,74
Natal	1,00	0,90	1,10	1,07	0,96	1,17	1,00	0,90	1,10	1,10	0,99	1,21
Palmas	2,60	2,34	2,86	2,69	2,42	2,96	3,72	3,35	4,09	2,00	1,80	2,20
Porto Alegre	1,04	0,94	1,15	1,05	0,94	1,15	1,03	0,93	1,13	1,07	0,96	1,17
Porto Velho	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11	1,02	0,92	1,12	1,20	1,08	1,32
Recife	1,01	0,91	1,11	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11	2,20	1,98	2,42
Rio Branco	1,15	1,04	1,27	1,07	0,97	1,18	1,02	0,92	1,12	1,01	0,91	1,11
Rio de Janeiro	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,00	0,90	1,10	1,02	0,92	1,12
Salvador	1,97	1,77	2,16	2,90	2,61	3,19	2,08	1,87	2,29	3,10	2,79	3,41
São Luís	1,01	0,91	1,11	1,01	0,91	1,11	1,02	0,92	1,12	1,30	1,17	1,43
São Paulo	1,12	1,01	1,23	1,20	1,08	1,32	1,11	1,00	1,22	1,60	1,44	1,76
Teresina	1,00	0,90	1,10	1,01	0,91	1,11	1,02	0,92	1,12	1,08	0,97	1,19
Vitória	1,14	1,03	1,25	1,18	1,06	1,30	1,14	1,02	1,25	1,01	0,91	1,11

APÊNDICE E

Tabela 1 - Taxa de mortalidade anual por DCV associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-HADGEM2-ES, definição de OC no P90 e período quente, sem adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	Tmoc	RCP4.5		Tmoc	RCP4.5		Tmoc	RCP8.5		Tmoc	RCP4.5		Tmoc	RCP8.5	
		IC95			IC95			IC95			IC95				
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	6	5	6	71	61	82	138	117	159	296	252	340	1698	1443	1952
Belém	1	1	2	73	62	84	141	120	163	8	6	9	768	653	884
Belo Horizonte	0	0	0	12	10	14	26	22	30	8	7	9	105	89	121
Boa Vista	0	0	0	9	8	11	18	15	21	51	43	59	68	57	78
Brasília	1	1	1	36	30	41	54	46	63	31	27	36	299	254	343
Campo Grande	0	0	0	11	10	13	7	6	8	16	13	18	60	51	69
Cuiabá	0	0	0	1	1	1	3	3	4	4	4	5	6	5	7
Curitiba	1	1	1	0	0	0	3	2	3	17	14	19	93	79	107
Florianópolis	1	1	1	1	1	2	4	4	5	9	8	11	88	75	102
Fortaleza	0	0	0	74	63	85	75	64	86	38	32	44	236	200	271
Goiânia	4	3	5	28	24	32	155	131	178	265	225	304	1646	1399	1893
João Pessoa	1	0	1	111	94	128	203	173	234	414	352	476	565	480	650
Macapá	0	0	0	3	2	3	4	3	4	1	0	1	105	90	121
Maceió	0	0	1	0	0	0	3	3	4	54	46	62	7	6	8
Manaus	0	0	0	111	94	128	340	289	391	38	32	44	1317	1119	1514
Natal	1	0	1	5	4	5	0	0	0	2	2	2	4	3	4
Palmas	0	0	0	54	46	62	73	62	84	4	3	4	481	409	553
Porto Alegre	1	1	2	127	108	146	312	265	359	181	154	208	1007	856	1158
Porto Velho	3	2	3	0	0	0	1	1	1	20	17	23	164	139	188
Recife	0	0	0	54	46	62	149	126	171	157	133	180	748	636	860
Rio Branco	2	2	2	3	3	4	28	24	33	274	232	315	97	83	112
Rio de Janeiro	1	1	1	3	2	3	18	15	20	3	2	3	159	135	183
Salvador	2	2	2	3	2	3	23	19	26	57	49	66	508	432	585
São Luís	1	0	1	24	20	28	47	40	54	37	32	43	539	459	620
São Paulo	2	2	3	0	0	1	1	1	1	2	2	3	528	449	607
Teresina	1	1	1	78	66	90	104	89	120	283	240	325	183	155	210
Vitória	2	2	2	77	65	88	225	192	259	313	266	360	303	257	348

Tabela 2 – Taxa de mortalidade anual por DCV associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-HADGEM2-ES, definição de OC no P95 e período quente, sem adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{oc}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	0	0	0	1	0	1	0	0	0	6	5	7	1	1	1
Belém	3	3	4	194	165	223	287	244	330	97	82	111	1463	1244	1683
Belo Horizonte	1	0	1	11	10	13	27	23	32	16	14	19	192	163	221
Boa Vista	1	1	1	59	50	67	159	135	183	675	574	776	321	273	369
Brasília	1	1	2	24	20	27	87	74	100	69	59	79	965	820	1109
Campo Grande	0	0	0	22	18	25	9	8	11	12	11	14	6	5	6
Cuiabá	0	0	0	2	2	3	1	1	1	1	1	1	636	540	731
Curitiba	1	1	1	0	0	1	6	5	7	18	15	20	106	90	122
Florianópolis	1	1	1	1	1	1	5	4	6	12	10	14	119	101	137
Fortaleza	3	3	3	39	33	44	88	75	102	0	0	0	590	501	678
Goiânia	3	3	4	48	41	56	217	185	250	353	300	406	2295	1951	2639
João Pessoa	2	2	2	250	213	288	296	252	341	1083	921	1246	1691	1438	1945
Macapá	0	0	0	4	4	5	379	322	435	57	49	66	209	178	241
Maceió	0	0	0	0	0	0	4	3	5	2	2	2	51	43	58
Manaus	1	1	2	82	70	94	293	249	337	53	45	61	545	463	626
Natal	0	0	0	2	2	3	3	2	3	1	1	1	4	3	4
Palmas	2	2	2	102	87	117	188	160	216	168	143	194	772	656	888
Porto Alegre	2	2	3	178	151	205	514	437	591	292	248	336	707	601	814
Porto Velho	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	1	2	2	2
Recife	1	1	1	55	47	63	177	151	204	184	156	212	1546	1314	1778
Rio Branco	0	0	0	12	10	14	52	44	60	366	311	421	218	185	251
Rio de Janeiro	3	3	4	3	3	3	16	14	19	2	2	3	160	136	184
Salvador	1	0	1	1	0	1	11	9	12	32	27	36	343	292	395
São Luís	1	1	1	21	18	24	36	30	41	31	26	35	454	386	522
São Paulo	0	0	0	2	2	3	0	0	0	1	1	1	453	385	521
Teresina	3	2	3	83	71	96	146	124	168	451	383	519	956	813	1100
Vitória	4	4	5	124	106	143	102	86	117	367	312	422	856	728	985

Tabela 3 – Taxa de mortalidade anual por DCV associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-HADGEM2-ES, definição de OC no P98 e período quente, sem adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{oc}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	0	0	0	37	31	43	74	63	85	1	1	1	1	1	1
Belém	1	1	1	12	11	14	230	195	264	49	42	56	976	830	1123
Belo Horizonte	0	0	0	4	3	5	13	11	15	10	9	12	147	125	168
Boa Vista	0	0	0	183	156	211	6	5	7	1	1	1	6	5	7
Brasília	1	1	1	22	18	25	89	76	102	82	70	94	522	444	601
Campo Grande	0	0	0	3	3	3	0	0	0	4	3	5	52	44	59
Cuiabá	0	0	0	3	2	3	7	6	8	18	15	21	156	132	179
Curitiba	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	1	1	4	3	5
Florianópolis	1	0	1	0	0	0	2	2	2	6	5	7	1	1	1
Fortaleza	3	2	3	112	95	128	241	204	277	1	1	1	173	147	199
Goiânia	1	1	1	28	24	32	149	126	171	352	299	405	1163	988	1337
João Pessoa	1	0	1	199	169	229	178	151	205	987	839	1135	1586	1348	1824
Macapá	0	0	0	17	14	20	2	2	3	2	2	3	1146	974	1318
Maceió	1	1	2	32	27	37	27	23	31	1	1	1	875	744	1006
Manaus	0	0	1	48	41	55	186	158	214	57	49	66	526	447	605
Natal	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	101	86	117
Palmas	0	0	0	42	36	49	132	112	152	190	162	219	653	555	751
Porto Alegre	0	0	0	163	139	187	405	344	466	226	192	259	346	294	397
Porto Velho	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	1	2
Recife	0	0	0	101	86	116	409	348	471	459	390	528	680	578	782
Rio Branco	0	0	0	1	0	1	1	1	1	5	4	6	6	5	7
Rio de Janeiro	0	0	0	41	35	47	4	3	4	54	46	62	83	70	95
Salvador	0	0	0	0	0	0	3	3	4	35	30	41	351	298	404
São Luís	0	0	0	7	6	8	12	10	14	7	6	8	240	204	276
São Paulo	0	0	0	1	0	1	2	1	2	4	4	5	355	302	408
Teresina	1	1	1	12	11	14	60	51	69	284	241	326	598	509	688
Vitória	2	2	2	52	44	59	106	90	122	640	544	736	845	718	971

Tabela 4 – Taxa de mortalidade anual por DCV associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-HADGEM2-ES, definição de OC no P90 e período frio, sem adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{oc}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	5	4	6	41	34	47	586	499	674	227	193	261	698	594	803
Belém	2	1	2	40	34	46	66	56	76	438	373	504	545	464	627
Belo Horizonte	0	0	0	0	0	0	3	2	3	1	1	2	68	58	78
Boa Vista	1	0	1	1	0	1	84	71	96	4	4	5	0	0	0
Brasília	0	0	0	0	0	0	2	2	3	2	2	3	1	1	1
Campo Grande	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	1	1	1
Cuiabá	0	0	0	21	18	25	53	45	61	58	50	67	1	1	1
Curitiba	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	2	2	17	14	19
Florianópolis	0	0	0	12	10	14	37	31	42	92	78	106	279	237	321
Fortaleza	0	0	0	0	0	0	1	1	1	31	26	35	1	1	1
Goiânia	1	1	2	0	0	0	51	43	59	60	51	69	221	188	254
João Pessoa	0	0	0	26	22	30	36	31	41	67	57	77	206	175	237
Macapá	0	0	0	231	196	265	29	25	33	19	16	21	95	81	110
Maceió	1	1	2	7	6	8	67	57	78	41	35	47	138	118	159
Manaus	0	0	0	1	1	1	0	0	0	2	2	3	0	0	0
Natal	0	0	0	2	2	3	2	2	2	4	3	4	3	2	3
Palmas	0	0	0	33	28	37	91	77	105	359	305	413	614	521	706
Porto Alegre	0	0	0	6	5	7	3	3	3	2	1	2	2	2	3
Porto Velho	0	0	0	1	1	1	4	3	4	9	7	10	5	4	5
Recife	7	6	8	88	75	101	243	207	280	629	534	723	1171	995	1347
Rio Branco	3	2	3	57	48	65	164	139	188	275	234	317	1512	1285	1739
Rio de Janeiro	0	0	0	1	1	2	4	3	4	11	10	13	28	24	32
Salvador	1	1	1	18	16	21	51	43	59	115	97	132	420	357	484
São Luís	0	0	0	12	10	14	49	42	57	54	46	62	191	162	219
São Paulo	1	1	1	1	1	2	2	1	2	9	8	10	170	144	195
Teresina	1	1	1	1	1	1	13	11	15	11	10	13	99	84	114
Vitória	1	0	1	1	1	1	14	12	16	4	3	4	91	77	104

Tabela 5 – Taxa de mortalidade anual por DCV associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-HADGEM2-ES, definição de OC no P95 e período frio, sem adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{OC}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	0	0	0	2	1	2	1	1	1	4	3	4	4	3	5
Belém	2	2	2	69	59	79	132	112	152	574	488	660	965	821	1110
Belo Horizonte	0	0	0	8	7	9	29	24	33	46	39	53	152	129	175
Boa Vista	1	1	1	40	34	46	127	108	146	48	41	55	389	331	448
Brasília	1	1	1	24	21	28	108	92	124	146	124	168	468	398	539
Campo Grande	0	0	0	0	0	0	3	3	4	11	9	13	48	41	55
Cuiabá	0	0	0	2	2	2	1	1	1	1	0	1	4	3	5
Curitiba	0	0	0	1	1	1	3	3	4	5	4	5	30	25	34
Florianópolis	1	0	1	1	1	1	4	4	5	7	6	8	49	42	57
Fortaleza	2	1	2	1	1	1	8	7	9	59	50	68	550	467	632
Goiânia	2	2	3	36	31	42	174	148	200	187	159	215	582	494	669
João Pessoa	2	2	2	275	234	316	415	353	477	710	604	817	929	790	1069
Macapá	0	0	0	10	8	11	1	1	2	2	2	2	1	1	1
Maceió	0	0	0	0	0	0	1	1	1	14	12	16	48	41	55
Manaus	3	2	3	41	35	47	86	73	99	322	273	370	607	516	698
Natal	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1
Palmas	1	1	2	3	3	4	29	25	33	72	61	82	351	299	404
Porto Alegre	3	3	3	80	68	92	338	288	389	259	220	298	244	207	281
Porto Velho	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	3	2	3
Recife	2	2	2	59	50	68	120	102	138	315	268	362	701	596	807
Rio Branco	0	0	0	46	39	53	117	99	135	142	121	164	591	502	679
Rio de Janeiro	2	2	3	1	1	1	7	6	8	37	31	43	320	272	368
Salvador	1	1	1	4	4	5	15	13	17	18	15	21	162	138	186
São Luís	1	1	1	18	15	21	70	59	80	48	41	56	420	357	483
São Paulo	0	0	0	1	1	1	1	1	1	2	2	3	301	255	346
Teresina	2	2	2	31	26	35	224	191	258	162	138	186	489	416	563
Vitória	2	2	2	27	23	31	176	149	202	270	230	311	391	333	450

Tabela 6 – Taxa de mortalidade anual por DCV associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-HADGEM2-ES, definição de OC no P98 e período frio, sem adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{oc}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	0	0	1	6	5	6	10	8	11	0	0	0	106	90	122
Belém	1	1	1	13	11	15	143	121	164	524	445	602	1071	911	1232
Belo Horizonte	0	0	0	4	3	5	19	16	22	26	22	30	127	108	146
Boa Vista	0	0	0	108	91	124	34	29	39	31	27	36	0	0	0
Brasília	0	0	0	18	15	21	86	73	99	123	105	142	714	607	821
Campo Grande	0	0	0	0	0	0	6	5	7	8	7	10	21	18	24
Cuiabá	0	0	0	2	2	3	8	7	10	8	7	9	34	29	39
Curitiba	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	5	4	5
Florianópolis	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	2	0	0	0
Fortaleza	3	2	3	0	0	0	3	2	3	2	1	2	172	146	198
Goiânia	1	1	1	23	20	27	116	98	133	108	92	124	730	621	840
João Pessoa	1	1	1	194	165	223	312	265	358	294	250	338	936	796	1077
Macapá	1	1	1	33	28	38	79	67	91	334	284	385	617	524	709
Maceió	1	1	1	36	30	41	152	129	175	137	116	157	445	378	512
Manaus	1	1	1	25	21	29	57	48	65	247	210	285	882	750	1015
Natal	0	0	0	0	0	0	8	7	10	1	1	1	70	59	80
Palmas	1	1	1	2	2	2	24	20	27	21	18	24	401	341	461
Porto Alegre	1	1	1	72	61	82	254	216	292	153	130	176	329	280	379
Porto Velho	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	2	2	2
Recife	1	0	1	71	60	82	183	155	210	387	329	445	552	470	635
Rio Branco	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	2	1	1	1
Rio de Janeiro	0	0	0	3	3	3	8	7	9	22	19	26	136	115	156
Salvador	0	0	0	5	4	6	16	13	18	16	14	19	197	168	227
São Luís	0	0	0	5	4	6	24	21	28	11	10	13	330	281	380
São Paulo	0	0	0	0	0	0	2	1	2	10	8	11	53	45	61
Teresina	1	1	1	17	14	19	127	108	146	80	68	92	336	286	387
Vitória	1	1	1	16	14	19	162	138	187	67	57	77	465	395	535

Tabela 7 – Taxa de mortalidade anual por DRSP associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-HADGEM2-ES, definição de OC no P90 e período quente, sem adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{OC}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	0	0	0	1	1	1	2	1	2	1	1	1	4	4	5
Belém	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	3	3	4
Belo Horizonte	2	2	2	69	59	80	167	142	192	60	51	69	1009	857	1160
Boa Vista	0	0	0	1	1	1	42	36	49	1	1	2	2	2	2
Brasília	0	0	0	37	31	42	73	62	84	47	40	54	355	302	409
Campo Grande	8	7	10	4	4	5	22	18	25	3	2	3	1113	946	1280
Cuiabá	1	1	2	0	0	0	25	21	29	87	74	101	283	240	325
Curitiba	1	1	1	0	0	0	4	3	5	15	12	17	79	67	91
Florianópolis	1	1	2	0	0	0	0	0	0	5	4	6	65	55	75
Fortaleza	1	0	1	1	0	1	1	1	1	35	29	40	2	2	2
Goiânia	0	0	0	8	7	9	4	3	5	20	17	23	3	2	3
João Pessoa	0	0	0	9	8	11	28	23	32	38	32	43	55	47	64
Macapá	0	0	0	63	54	72	156	132	179	116	99	133	326	277	375
Maceió	1	1	1	22	19	25	34	29	39	2	2	2	653	555	751
Manaus	0	0	0	39	34	45	113	96	130	1	1	2	269	229	310
Natal	0	0	0	29	25	34	42	35	48	32	27	37	4	4	5
Palmas	0	0	0	2	2	2	1	1	1	36	31	42	2	2	2
Porto Alegre	2	2	3	2	2	2	171	145	197	34	29	39	3	2	3
Porto Velho	0	0	0	2	2	2	7	6	8	1	1	1	1	1	1
Recife	2	1	2	17	14	19	43	36	49	51	43	58	507	431	583
Rio Branco	1	1	1	12	10	14	26	22	30	126	107	145	284	241	326
Rio de Janeiro	4	3	5	0	0	0	2	1	2	5	4	5	205	175	236
Salvador	0	0	0	13	11	14	38	33	44	31	26	36	402	342	462
São Luís	0	0	0	1	1	1	1	1	2	1	1	1	2	2	2
São Paulo	0	0	0	2	2	3	1	1	1	1	1	1	2	2	2
Teresina	0	0	0	40	34	46	53	45	62	151	128	173	105	89	121
Vitória	2	1	2	39	33	45	72	62	83	88	75	101	259	220	297

Tabela 8– Taxa de mortalidade anual por DRSP associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-HADGEM2-ES, definição de OC no P95 e período quente, sem adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{OC}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	1	0	1	17	15	20	36	30	41	65	56	75	260	221	299
Belém	0	0	0	61	52	71	3	3	3	0	0	0	3	3	3
Belo Horizonte	3	3	3	72	61	83	188	160	217	97	83	112	799	679	919
Boa Vista	0	0	0	2	2	2	3	2	3	382	325	440	8	7	9
Brasília	1	1	1	41	35	48	108	92	124	70	59	80	276	235	318
Campo Grande	4	3	5	2	2	3	52	44	60	8	7	9	1260	1071	1449
Cuiabá	0	0	0	6	5	7	8	7	9	17	14	19	57	49	66
Curitiba	0	0	0	0	0	0	4	3	4	12	11	14	104	88	120
Florianópolis	0	0	0	8	7	10	2	2	2	6	5	6	0	0	0
Fortaleza	0	0	0	25	21	29	12	10	14	35	30	40	1	1	1
Goiânia	0	0	0	13	11	15	33	28	39	61	52	71	341	290	392
João Pessoa	0	0	0	20	17	23	44	38	51	3	3	3	2	2	2
Macapá	4	3	4	122	103	140	288	245	331	118	101	136	348	295	400
Maceió	2	2	2	71	60	81	72	61	83	5	4	5	480	408	552
Manaus	0	0	0	41	35	47	135	115	156	32	27	36	219	186	252
Natal	0	0	0	1	1	1	3	3	3	8	7	9	4	3	4
Palmas	1	1	1	113	96	130	240	204	276	125	106	143	498	423	573
Porto Alegre	0	0	0	1	1	1	142	121	164	27	23	32	3	2	3
Porto Velho	1	1	1	2	2	3	6	5	7	1	0	1	71	60	82
Recife	0	0	0	0	0	0	2	2	2	1	1	1	10	9	12
Rio Branco	0	0	0	21	18	24	44	38	51	152	129	175	741	630	853
Rio de Janeiro	0	0	0	15	13	17	33	28	38	35	29	40	2	1	2
Salvador	0	0	0	7	6	8	33	28	38	35	30	41	328	278	377
São Luís	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	1	2	1	2
São Paulo	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	2	2	2
Teresina	2	1	2	38	32	43	72	61	82	221	188	254	320	272	368
Vitória	2	1	2	39	33	45	29	24	33	72	62	83	237	201	272

Tabela 9– Taxa de mortalidade anual por DRSP associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-HADGEM2-ES, definição de OC no P98 e período quente, sem adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{OC}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	1	1	1	37	32	43	32	28	37	57	48	65	79	67	91
Belém	0	0	0	49	42	57	2	2	2	1	1	1	30	26	35
Belo Horizonte	2	1	2	27	23	31	107	91	124	82	70	95	834	709	959
Boa Vista	0	0	0	74	63	85	23	19	26	28	24	32	454	386	522
Brasília	0	0	1	33	28	38	113	96	130	76	65	87	154	131	177
Campo Grande	2	2	2	39	33	45	45	38	51	28	24	32	1200	1020	1380
Cuiabá	0	0	0	5	5	6	14	11	16	19	17	22	154	131	177
Curitiba	0	0	0	0	0	0	2	2	3	8	7	9	55	47	63
Florianópolis	0	0	0	3	2	3	0	0	1	2	2	2	0	0	0
Fortaleza	0	0	0	23	19	26	23	19	26	41	35	47	75	64	86
Goiânia	0	0	0	19	17	22	48	41	55	123	104	141	697	593	802
João Pessoa	0	0	0	6	5	6	15	13	17	92	78	106	169	144	195
Macapá	2	2	2	155	132	179	274	233	315	285	242	327	389	331	447
Maceió	3	2	3	24	20	28	22	19	26	15	13	17	134	114	154
Manaus	0	0	0	27	23	31	91	77	104	40	34	46	339	288	390
Natal	0	0	0	0	0	0	1	1	2	0	0	0	3	3	4
Palmas	0	0	0	16	13	18	28	24	32	1	1	1	262	223	301
Porto Alegre	0	0	0	13	11	15	153	130	176	141	120	163	589	501	677
Porto Velho	1	1	1	0	0	0	4	3	4	1	1	1	137	116	158
Recife	0	0	0	40	34	46	15	13	18	16	14	18	3	2	3
Rio Branco	0	0	0	21	18	24	50	43	58	233	198	268	698	594	803
Rio de Janeiro	0	0	0	17	14	20	0	0	0	1	0	1	1	1	1
Salvador	0	0	0	2	2	2	15	12	17	26	22	30	233	198	268
São Luís	0	0	0	0	0	0	7	6	8	0	0	0	1	1	1
São Paulo	0	0	0	1	1	1	0	0	0	1	1	1	325	276	373
Teresina	0	0	0	7	6	8	33	28	38	156	133	179	167	142	192
Vitória	0	0	0	1	1	1	6	5	7	10	9	12	168	143	193

Tabela 10– Taxa de mortalidade anual por DRSP associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-HADGEM2-ES, definição de OC no P90 e período frio, sem adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{OC}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	1	2
Belém	0	0	0	7	6	8	25	21	29	82	69	94	136	116	157
Belo Horizonte	0	0	0	1	1	2	1	1	2	1	1	2	3	2	3
Boa Vista	1	1	1	26	22	30	89	75	102	77	66	89	363	309	418
Brasília	1	1	1	3	2	3	26	22	30	1	1	1	38	33	44
Campo Grande	3	2	3	9	8	11	47	40	54	168	143	193	347	295	399
Cuiabá	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Curitiba	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1
Florianópolis	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0
Fortaleza	2	1	2	0	0	0	0	0	0	6	5	7	284	242	327
Goiânia	0	0	0	7	6	8	1	1	1	1	1	1	0	0	0
João Pessoa	2	2	3	45	38	52	72	61	82	313	266	360	317	270	365
Macapá	0	0	0	135	115	155	1	1	1	1	1	1	0	0	0
Maceió	0	0	0	13	11	15	45	38	51	137	116	157	248	211	286
Manaus	1	1	1	5	5	6	3	3	4	43	36	49	151	128	173
Natal	0	0	0	1	1	2	2	2	3	4	3	5	3	3	3
Palmas	0	0	0	20	17	23	20	17	23	22	19	25	0	0	0
Porto Alegre	2	1	2	28	24	32	100	85	115	231	196	266	211	180	243
Porto Velho	0	0	0	1	1	1	3	2	3	12	10	13	37	31	42
Recife	0	0	0	1	1	1	0	0	0	26	22	30	0	0	0
Rio Branco	1	0	1	7	6	8	23	20	27	1	1	1	215	183	247
Rio de Janeiro	4	3	4	1	1	1	1	1	1	0	0	0	349	296	401
Salvador	1	0	1	0	0	0	0	0	0	3	2	3	37	32	43
São Luís	1	1	1	34	29	39	187	159	215	192	163	221	156	132	179
São Paulo	0	0	0	8	7	9	8	7	9	1	1	1	0	0	0
Teresina	0	0	0	2	1	2	13	11	15	11	9	13	92	78	105
Vitória	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1

Tabela 11– Taxa de mortalidade anual por DRSP associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-HADGEM2-ES, definição de OC no P95 e período frio, sem adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{OC}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	0	0	0	12	10	14	15	12	17	0	0	0	104	89	120
Belém	0	0	0	3	2	3	0	0	0	16	13	18	26	22	30
Belo Horizonte	0	0	0	8	7	10	53	45	61	54	46	63	602	512	693
Boa Vista	0	0	0	20	17	23	4	3	4	129	110	148	330	281	380
Brasília	0	0	0	12	10	14	1	0	1	1	1	1	84	71	97
Campo Grande	2	2	3	28	24	32	78	66	90	177	150	203	507	431	583
Cuiabá	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Curitiba	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9	8	11
Florianópolis	0	0	0	1	0	1	2	2	2	2	2	2	0	0	0
Fortaleza	0	0	0	1	1	1	5	4	6	13	11	14	249	212	286
Goiânia	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0
João Pessoa	1	1	1	79	67	91	147	125	169	160	136	184	399	339	459
Macapá	0	0	0	115	98	133	92	78	106	78	67	90	98	84	113
Maceió	0	0	0	1	1	1	7	6	9	56	47	64	34	29	39
Manaus	2	2	2	45	39	52	84	71	96	135	115	155	403	343	464
Natal	0	0	0	1	0	1	2	2	3	3	3	4	1	0	1
Palmas	0	0	0	1	0	1	1	1	1	5	4	6	8	7	9
Porto Alegre	2	2	3	115	98	132	225	191	259	123	104	141	246	209	283
Porto Velho	0	0	0	0	0	0	1	1	2	3	3	4	14	12	16
Recife	0	0	0	49	42	57	69	59	80	213	181	245	0	0	0
Rio Branco	1	0	1	1	1	1	7	6	8	13	11	15	515	438	592
Rio de Janeiro	1	1	1	38	32	44	0	0	0	1	1	1	0	0	0
Salvador	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
São Luís	2	2	2	71	60	82	387	329	445	57	49	66	172	146	198
São Paulo	0	0	0	0	0	0	1	1	2	0	0	0	0	0	0
Teresina	0	0	0	3	3	4	17	15	20	13	11	15	135	115	155
Vitória	0	0	0	2	2	3	15	13	18	0	0	0	76	65	87

Tabela 12– Taxa de mortalidade anual por DRSP associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-HADGEM2-ES, definição de OC no P98 e período frio, sem adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{OC}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	0	0	0	0	0	0	35	29	40	3	2	3	0	0	0
Belém	0	0	0	12	10	14	34	29	39	147	125	169	415	353	477
Belo Horizonte	0	0	0	3	2	3	15	13	18	8	7	9	197	167	226
Boa Vista	0	0	0	1	1	1	1	0	1	1	0	1	0	0	0
Brasília	0	0	0	10	9	12	23	19	26	0	0	0	1	1	1
Campo Grande	2	1	2	28	24	32	114	97	131	226	192	260	887	754	1021
Cuiabá	0	0	0	5	4	6	21	18	24	20	17	23	84	71	96
Curitiba	0	0	0	0	0	0	1	1	1	2	2	3	25	22	29
Florianópolis	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Fortaleza	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Goiânia	0	0	0	3	2	3	1	1	1	1	1	1	0	0	0
João Pessoa	0	0	0	80	68	92	117	100	135	166	141	191	429	365	494
Macapá	0	0	1	61	52	70	113	96	130	145	123	167	137	116	158
Maceió	0	0	0	0	0	0	57	48	65	28	23	32	45	38	52
Manaus	1	1	2	48	40	55	56	47	64	121	102	139	405	344	465
Natal	0	0	0	1	1	1	9	8	10	24	20	28	211	179	242
Palmas	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Porto Alegre	2	2	3	81	69	93	211	179	242	200	170	231	292	248	336
Porto Velho	0	0	0	0	0	0	98	83	112	0	0	0	1	1	1
Recife	0	0	0	47	40	54	13	11	15	95	81	109	2	2	2
Rio Branco	0	0	0	0	0	0	49	42	57	1	0	1	0	0	0
Rio de Janeiro	0	0	0	7	6	8	4	3	4	8	7	10	2	1	2
Salvador	0	0	0	5	5	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0
São Luís	1	1	2	20	17	24	33	28	38	19	16	22	237	202	273
São Paulo	0	0	0	0	0	0	3	3	3	12	10	13	0	0	0
Teresina	0	0	0	7	6	8	51	43	59	32	27	37	192	163	221
Vitória	0	0	0	0	0	0	10	8	11	0	0	0	0	0	0

Tabela 13– Taxa de mortalidade anual por DCV associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-MIROC5, definição de OC no P90 e período quente, sem adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{OC}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	4	4	5	14	12	16	55	47	63	88	75	101	627	533	722
Belém	2	2	3	7	6	8	41	35	47	21	17	24	661	561	760
Belo Horizonte	1	0	1	3	2	3	11	10	13	0	0	0	97	82	112
Boa Vista	0	0	0	11	9	13	6	5	7	9	8	11	65	55	74
Brasília	0	0	0	10	8	11	19	16	22	3	3	4	174	148	200
Campo Grande	0	0	0	3	2	3	2	1	2	3	3	4	13	11	15
Cuiabá	0	0	0	1	0	1	1	0	1	5	4	6	8	7	9
Curitiba	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	2	2	3
Florianópolis	1	1	2	1	1	1	2	1	2	4	3	4	17	14	19
Fortaleza	0	0	0	0	0	0	26	22	30	6	5	7	11	9	12
Goiânia	5	4	6	16	14	19	37	31	42	58	50	67	555	472	638
João Pessoa	2	2	2	49	42	56	20	17	23	1	1	1	192	163	221
Macapá	0	0	0	2	2	2	2	1	2	4	3	4	90	77	104
Maceió	0	0	0	0	0	0	3	3	4	1	0	1	24	20	27
Manaus	6	5	7	48	41	56	116	98	133	59	50	68	715	608	823
Natal	0	0	0	1	1	2	1	1	1	3	3	4	5	4	6
Palmas	0	0	0	4	3	4	18	15	20	1	1	1	154	131	177
Porto Alegre	6	5	7	50	43	58	86	73	99	157	134	181	450	383	518
Porto Velho	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	67	57	78
Recife	1	1	1	33	28	38	6	5	7	12	10	13	139	118	159
Rio Branco	0	0	0	0	0	0	7	6	8	10	8	11	5	4	6
Rio de Janeiro	2	2	2	14	12	16	15	13	18	28	24	32	161	137	185
Salvador	3	2	3	0	0	0	0	0	0	4	3	4	8	7	9
São Luís	1	1	2	6	5	7	27	23	31	7	6	8	328	278	377
São Paulo	0	0	0	5	4	6	20	17	23	11	10	13	493	419	567
Teresina	6	5	7	31	27	36	7	6	8	83	71	96	157	133	180
Vitória	5	5	6	19	16	22	29	24	33	68	58	79	72	61	83

Tabela 14– Taxa de mortalidade anual por DCV associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-MIROC5, definição de OC no P95 e período quente, sem adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{OC}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	2	12	10	13
Belém	2	2	2	38	33	44	95	81	110	45	38	51	1139	968	1310
Belo Horizonte	0	0	0	3	3	4	12	10	14	4	4	5	122	104	141
Boa Vista	1	0	1	263	223	302	50	43	58	208	177	240	485	412	558
Brasília	2	1	2	10	8	11	17	14	19	8	7	10	295	251	340
Campo Grande	0	0	0	14	12	16	9	8	10	16	14	19	19	16	21
Cuiabá	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	3	2	3
Curitiba	1	0	1	0	0	0	1	1	1	1	1	2	7	6	8
Florianópolis	1	1	1	1	1	2	2	2	3	2	2	3	12	10	14
Fortaleza	0	0	0	34	29	39	89	75	102	56	47	64	1151	978	1324
Goiânia	4	4	5	38	32	44	64	54	74	119	101	137	984	836	1131
João Pessoa	1	1	2	104	89	120	41	35	47	0	0	0	441	375	508
Macapá	0	0	0	1	1	2	2	2	3	3	2	3	8	7	10
Maceió	0	0	0	0	0	0	2	2	2	0	0	0	13	11	15
Manaus	2	2	2	68	58	78	125	106	144	90	77	104	608	516	699
Natal	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	3	2	3
Palmas	1	0	1	29	25	33	73	62	84	48	41	56	618	525	710
Porto Alegre	4	4	5	115	98	132	164	139	188	321	272	369	462	393	532
Porto Velho	0	0	0	0	0	0	2	1	2	2	2	2	1	1	1
Recife	2	2	2	65	55	74	18	15	20	59	50	68	755	642	869
Rio Branco	0	0	0	3	3	4	27	23	31	33	28	38	129	110	149
Rio de Janeiro	3	3	4	22	19	26	7	6	8	31	26	35	420	357	483
Salvador	1	1	1	0	0	0	0	0	0	4	3	5	6	5	7
São Luís	1	0	1	6	5	6	21	17	24	6	5	7	296	252	341
São Paulo	0	0	0	1	1	1	10	8	11	6	5	7	177	150	203
Teresina	2	2	3	43	37	50	17	15	20	127	108	146	249	211	286
Vitória	4	3	4	31	26	35	47	40	54	116	99	134	411	349	472

Tabela 15– Taxa de mortalidade anual por DCV associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-MIROC5, definição de OC no P98 e período quente, sem adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{OC}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	1	1
Belém	0	0	0	33	28	38	18	15	21	55	46	63	946	804	1088
Belo Horizonte	0	0	0	2	2	2	8	7	9	3	3	3	104	89	120
Boa Vista	0	0	0	1	1	1	2	1	2	1	0	1	80	68	92
Brasília	1	1	1	15	13	18	28	24	33	16	14	19	425	361	489
Campo Grande	0	0	0	1	1	2	1	1	1	3	2	3	7	6	8
Cuiabá	0	0	0	2	2	2	4	3	4	11	9	12	37	32	43
Curitiba	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	6	5	7
Florianópolis	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0
Fortaleza	0	0	0	84	71	96	207	176	238	146	124	168	1185	1007	1362
Goiânia	2	2	2	29	25	34	64	55	74	114	97	131	1026	873	1180
João Pessoa	0	0	0	70	59	80	35	30	41	1	1	1	332	282	382
Macapá	0	0	0	18	15	21	1	1	1	87	74	101	808	687	929
Maceió	0	0	0	12	11	14	21	18	24	12	10	14	289	245	332
Manaus	1	1	1	56	48	65	89	76	102	73	62	84	479	407	551
Natal	0	0	0	6	5	7	11	9	13	13	11	15	4	4	5
Palmas	0	0	0	10	8	11	48	41	55	27	23	31	899	764	1034
Porto Alegre	1	1	1	84	71	97	150	127	172	159	135	183	293	249	337
Porto Velho	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	3	3	4
Recife	1	1	1	94	80	108	26	22	30	79	67	91	671	570	771
Rio Branco	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	6	5	7
Rio de Janeiro	0	0	0	12	10	14	14	12	16	9	8	11	94	80	108
Salvador	1	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	1	4	3	4
São Luís	0	0	0	3	2	3	8	7	10	3	3	3	148	126	171
São Paulo	0	0	0	6	6	7	11	9	13	28	24	32	308	262	354
Teresina	1	1	1	20	17	23	12	10	14	72	61	83	178	151	205
Vitória	2	2	2	22	19	26	31	26	36	83	70	95	362	307	416

Tabela 16– Taxa de mortalidade anual por DCV associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-MIROC5, definição de OC no P90 e período frio, sem adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{OC}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	2	1	2	66	56	76	99	84	114	53	45	60	465	395	535
Belém	2	2	2	6	5	7	15	12	17	81	69	93	88	75	101
Belo Horizonte	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	4	4	5
Boa Vista	0	0	0	2	1	2	1	1	1	3	2	3	1	0	1
Brasília	0	0	0	0	0	0	2	2	2	1	1	1	3	2	3
Campo Grande	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	1	2
Cuiabá	0	0	0	0	0	0	1	1	2	1	1	1	3	3	4
Curitiba	1	1	2	0	0	0	2	2	2	0	0	0	12	10	14
Florianópolis	3	2	3	9	8	10	8	7	9	24	21	28	107	91	123
Fortaleza	0	0	0	0	0	0	1	1	1	2	1	2	1	1	1
Goiânia	0	0	0	8	7	9	2	2	3	29	24	33	189	161	218
João Pessoa	0	0	0	0	0	0	7	6	8	2	2	3	73	62	84
Macapá	4	3	5	1	1	2	84	72	97	1	1	2	50	43	58
Maceió	0	0	0	18	15	20	18	15	21	37	31	42	346	294	397
Manaus	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	3	3	4
Natal	0	0	0	0	0	0	1	1	2	2	2	2	25	21	29
Palmas	0	0	0	0	0	0	25	22	29	3	2	3	211	180	243
Porto Alegre	0	0	0	61	52	71	104	88	119	225	191	259	18	15	20
Porto Velho	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	7	6	8
Recife	1	2	16	52	44	60	120	102	138	376	320	433	333	283	383
Rio Branco	5	2	8	29	25	34	38	32	44	20	17	23	799	679	918
Rio de Janeiro	0	0	0	1	1	1	2	1	2	3	2	3	12	10	13
Salvador	2	2	2	5	4	5	8	7	9	4	3	4	66	56	75
São Luís	0	0	0	1	0	1	4	4	5	1	1	1	78	67	90
São Paulo	0	0	0	6	5	7	10	9	12	20	17	23	283	241	326
Teresina	1	1	1	1	1	1	3	2	3	1	1	2	25	22	29
Vitória	0	0	0	1	1	1	1	1	1	2	1	2	16	14	19

Tabela 17– Taxa de mortalidade anual por DCV associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-MIROC5, definição de OC no P95 e período frio, sem adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{OC}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	22	19	25
Belém	1	1	2	13	11	15	25	21	29	109	93	125	165	140	190
Belo Horizonte	0	0	0	2	2	3	7	6	8	3	2	3	80	68	92
Boa Vista	1	1	1	21	18	24	5	4	5	40	34	46	44	37	50
Brasília	1	1	1	8	7	9	17	15	20	23	20	26	187	159	216
Campo Grande	0	0	0	0	0	0	1	1	1	3	3	4	16	13	18
Cuiabá	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	2	3	3	3	4
Curitiba	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	5	5	6
Florianópolis	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	1	1	6	5	7
Fortaleza	0	0	0	10	9	12	14	12	16	38	32	44	319	271	366
Goiânia	2	2	2	15	12	17	35	30	41	65	55	75	583	495	670
João Pessoa	0	0	0	40	34	46	38	32	44	22	18	25	710	603	816
Macapá	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	2
Maceió	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	1	1	1
Manaus	2	2	2	25	21	28	24	20	27	43	37	49	229	195	264
Natal	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	45	38	51
Palmas	0	0	0	2	2	3	12	10	14	16	14	18	98	83	113
Porto Alegre	5	4	6	57	49	66	48	41	55	128	109	148	172	147	198
Porto Velho	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	2	4	3	5
Recife	1	1	1	35	30	41	49	42	56	156	133	179	308	261	354
Rio Branco	0	0	0	8	7	10	28	23	32	14	12	17	185	157	213
Rio de Janeiro	2	2	3	17	14	20	15	13	18	39	33	45	191	162	219
Salvador	1	1	1	1	1	1	2	2	2	1	1	1	14	12	16
São Luís	0	0	0	4	3	4	5	4	6	7	6	8	98	83	113
São Paulo	0	0	0	1	1	1	9	8	11	9	8	11	206	175	236
Teresina	1	1	2	11	9	12	25	21	28	14	12	16	314	267	361
Vitória	2	1	2	12	10	14	15	13	17	47	40	55	307	261	353

Tabela 18– Taxa de mortalidade anual por DCV associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-MIROC5, definição de OC no P98 e período frio, sem adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{OC}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	0	0	0	2	2	3	2	2	3	0	0	0	8	7	9
Belém	0	0	0	14	12	17	23	19	26	17	14	20	280	238	321
Belo Horizonte	0	0	0	1	1	1	4	4	5	2	2	2	62	53	72
Boa Vista	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	1	1	27	23	31
Brasília	0	0	0	6	5	6	13	11	15	21	18	24	227	193	262
Campo Grande	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	1	2	1	1	1
Cuiabá	0	0	0	2	2	2	3	2	3	3	3	4	25	21	28
Curitiba	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	2	2	3
Florianópolis	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Fortaleza	0	0	0	18	15	21	31	26	35	78	66	89	285	242	328
Goiânia	1	1	1	9	7	10	37	31	43	56	47	64	552	470	635
João Pessoa	0	0	0	8	7	10	11	9	12	1	1	1	425	361	488
Macapá	0	0	0	29	25	33	26	22	29	148	126	170	60	51	69
Maceió	0	0	0	12	10	14	12	10	14	21	17	24	275	234	316
Manaus	1	0	1	20	17	24	16	14	19	32	27	37	294	250	338
Natal	0	0	0	0	0	1	5	4	6	5	4	6	55	46	63
Palmas	0	0	0	4	3	4	14	12	16	45	38	52	101	86	116
Porto Alegre	2	2	3	42	36	48	51	43	58	129	110	148	229	194	263
Porto Velho	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	3	2	3
Recife	0	0	0	28	24	33	37	32	43	88	75	101	423	359	486
Rio Branco	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	1	0	0	1
Rio de Janeiro	0	0	0	3	2	3	1	1	1	2	2	3	46	39	53
Salvador	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	2	16	14	19
São Luís	0	0	0	1	1	2	2	2	2	2	2	3	43	37	50
São Paulo	0	0	0	3	2	3	4	4	5	21	17	24	168	143	193
Teresina	1	1	1	7	6	8	17	15	20	10	9	12	228	194	263
Vitória	0	0	0	10	8	11	13	11	15	33	28	38	104	89	120

Tabela 19– Taxa de mortalidade anual por DRSP associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-MIROC5, definição de OC no P90 e período quente, sem adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{OC}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	1	1	3	2	3
Belém	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	4	5
Belo Horizonte	4	4	5	12	11	14	67	57	77	15	13	17	541	460	622
Boa Vista	0	0	0	0	0	1	2	1	2	1	1	2	2	1	2
Brasília	1	1	1	10	9	12	20	17	23	1	1	1	193	164	222
Campo Grande	4	3	4	0	0	0	0	0	0	2	2	2	22	19	26
Cuiabá	1	1	1	0	0	0	2	2	2	28	24	32	88	74	101
Curitiba	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1
Florianópolis	1	1	1	0	0	0	1	1	1	0	0	0	7	6	8
Fortaleza	0	0	0	1	1	1	4	3	5	21	18	24	460	391	529
Goiânia	0	0	1	0	0	0	0	0	0	9	8	11	43	37	50
João Pessoa	0	0	0	7	6	8	1	1	1	2	1	2	16	14	19
Macapá	5	4	6	27	23	32	38	32	43	51	43	58	305	259	350
Maceió	1	1	2	7	6	8	19	16	21	12	10	14	235	199	270
Manaus	1	1	1	14	12	16	37	32	43	14	12	16	83	71	96
Natal	0	0	0	3	2	3	7	6	8	18	15	20	6	5	7
Palmas	0	0	0	3	2	3	6	5	7	0	0	0	42	36	49
Porto Alegre	0	0	0	0	0	0	2	2	2	0	0	0	2	2	3
Porto Velho	0	0	0	5	4	6	6	5	7	9	7	10	48	40	55
Recife	1	1	1	16	14	19	6	5	7	24	20	27	295	251	340
Rio Branco	1	1	1	7	6	8	10	9	12	21	18	25	129	110	149
Rio de Janeiro	4	3	4	23	20	27	15	13	17	27	23	31	508	432	585
Salvador	1	1	1	6	5	7	1	1	1	4	3	4	22	19	26
São Luís	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	2	1	2
São Paulo	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	2	1	2
Teresina	3	2	3	16	14	18	4	3	4	43	37	50	83	71	96
Vitória	3	2	3	9	8	11	13	11	15	33	28	38	48	41	56

Tabela 20– Taxa de mortalidade anual por DRSP associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-MIROC5, definição de OC no P95 e período quente, sem adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{OC}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	0	0	0	5	4	5	12	10	13	10	9	12	132	112	152
Belém	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	2	2	2
Belo Horizonte	2	2	2	19	16	22	81	69	93	24	20	27	366	311	421
Boa Vista	0	0	0	95	81	109	3	3	4	141	120	162	208	177	239
Brasília	1	1	1	15	12	17	25	22	29	2	2	2	202	172	232
Campo Grande	2	2	3	0	0	0	1	0	1	1	1	2	2	1	2
Cuiabá	0	0	0	0	0	0	3	3	4	4	4	5	28	24	33
Curitiba	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Florianópolis	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Fortaleza	0	0	0	0	0	0	1	0	1	9	8	10	13	11	15
Goiânia	0	0	0	7	6	8	8	7	9	23	20	27	128	108	147
João Pessoa	0	0	0	8	7	9	5	4	5	1	1	1	1	1	2
Macapá	2	2	2	44	37	50	63	53	72	141	119	162	18	15	20
Maceió	2	1	2	21	18	24	45	38	52	24	20	27	158	135	182
Manaus	0	0	1	23	20	27	47	40	54	29	25	34	120	102	138
Natal	0	0	0	0	0	0	3	2	3	2	2	3	3	2	3
Palmas	0	0	0	28	24	32	106	90	122	58	49	66	304	259	350
Porto Alegre	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	2	2	2
Porto Velho	0	0	0	5	5	6	13	11	15	21	18	24	187	159	215
Recife	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	15	13	17
Rio Branco	0	0	0	14	12	16	16	14	19	37	32	43	318	271	366
Rio de Janeiro	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	2	2	2
Salvador	1	1	1	4	3	4	2	2	2	5	4	6	22	18	25
São Luís	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	1	1
São Paulo	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	3	2	3
Teresina	1	1	2	19	16	22	8	7	9	59	50	67	115	98	132
Vitória	1	1	2	9	7	10	14	12	16	36	31	41	116	99	133

Tabela 21– Taxa de mortalidade anual por DRSP associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-MIROC5, definição de OC no P98 e período quente, sem adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{OC}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	1	0	1	6	5	7	19	16	22	17	14	19	84	71	96
Belém	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	15	13	17
Belo Horizonte	1	1	1	12	10	14	62	52	71	21	18	24	344	292	395
Boa Vista	0	0	0	81	69	93	56	48	65	69	58	79	244	207	280
Brasília	0	0	1	14	12	17	29	25	33	5	4	6	125	106	143
Campo Grande	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	1	1	22	18	25
Cuiabá	0	0	0	0	0	0	4	3	5	1	1	1	1	1	2
Curitiba	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	2	3
Florianópolis	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Fortaleza	0	0	0	-16	-13	-18	14	12	16	1	1	1	2	2	2
Goiânia	0	0	0	13	11	15	22	18	25	37	31	42	176	150	202
João Pessoa	0	0	0	0	0	0	2	2	2	8	7	9	77	65	88
Macapá	1	1	1	32	27	36	19	16	22	86	73	98	335	285	386
Maceió	1	1	1	33	28	38	26	22	30	29	25	33	97	83	112
Manaus	0	0	0	20	17	23	30	26	35	22	19	26	237	202	273
Natal	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	2	2	5	4	5
Palmas	0	0	0	3	3	4	7	6	8	3	2	3	65	55	75
Porto Alegre	0	0	0	26	22	29	40	34	45	172	146	197	420	357	483
Porto Velho	0	0	0	4	4	5	14	12	16	21	18	24	240	204	276
Recife	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	2
Rio Branco	0	0	0	16	13	18	19	16	22	37	32	43	255	217	294
Rio de Janeiro	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	2	2	10	8	11
Salvador	0	0	0	2	2	2	1	1	1	2	2	2	11	9	12
São Luís	0	0	0	0	0	0	3	3	4	0	0	0	11	10	13
São Paulo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	2	2	295	250	339
Teresina	0	0	0	11	10	13	6	5	7	41	35	47	98	84	113
Vitória	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	2	30	26	35

Tabela 22– Taxa de mortalidade anual por DRSP associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-MIROC5, definição de OC no P90 e período frio, sem adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{oc}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	2	2	2
Belém	0	0	0	3	2	3	4	3	4	16	13	18	40	34	46
Belo Horizonte	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	3	4
Boa Vista	1	1	1	7	6	8	4	4	5	20	17	23	60	51	69
Brasília	0	0	1	0	0	0	0	0	0	10	8	11	2	2	2
Campo Grande	2	2	3	8	7	9	9	8	10	28	24	32	75	64	87
Cuiabá	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	24	21	28
Curitiba	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0
Florianópolis	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	2	2
Fortaleza	0	0	0	3	3	4	9	8	10	32	27	37	115	97	132
Goiânia	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	15	13	17
João Pessoa	1	1	1	28	24	32	46	39	53	24	20	27	159	135	182
Macapá	0	0	0	0	0	0	9	8	11	0	0	0	1	1	2
Maceió	0	0	0	4	4	5	5	5	6	7	6	8	61	52	70
Manaus	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	1	1	23	19	26
Natal	0	0	0	0	0	0	1	1	2	2	2	2	5	4	6
Palmas	0	0	0	0	0	0	2	2	2	1	1	1	11	10	13
Porto Alegre	3	3	3	32	27	37	49	41	56	112	95	129	164	140	189
Porto Velho	0	0	0	1	1	2	1	1	1	3	2	3	17	15	20
Recife	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	32	27	37
Rio Branco	0	0	0	4	4	5	5	4	6	1	1	1	123	104	141
Rio de Janeiro	3	2	3	0	0	0	1	0	1	16	14	18	153	130	176
Salvador	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	5	4	5
São Luís	2	1	2	7	6	8	17	15	20	17	14	19	83	71	96
São Paulo	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	1	1	24	20	28
Teresina	1	0	1	1	1	1	2	2	2	1	1	1	24	20	28
Vitória	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1

Tabela 23– Taxa de mortalidade anual por DRSP associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-MIROC5, definição de OC no P95 e período frio, sem adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{OC}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	0	0	0	4	3	4	3	3	4	0	0	1	78	67	90
Belém	0	0	0	0	0	0	1	1	1	4	4	5	0	0	0
Belo Horizonte	0	0	0	2	2	2	3	3	4	5	5	6	92	78	106
Boa Vista	0	0	0	4	3	5	5	4	5	1	1	1	88	74	101
Brasília	0	0	0	1	1	2	2	2	3	12	10	14	9	8	10
Campo Grande	1	1	1	11	9	13	10	9	12	33	28	38	101	86	116
Cuiabá	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	1	1	33	28	38
Curitiba	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1
Florianópolis	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	2	3
Fortaleza	0	0	0	4	3	4	5	4	6	12	10	14	128	109	148
Goiânia	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	3	2	3
João Pessoa	0	0	0	15	13	17	43	37	49	18	15	20	204	174	235
Macapá	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	2	3	1	1	1
Maceió	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1
Manaus	1	1	1	28	23	32	25	22	29	45	38	52	152	129	175
Natal	0	0	0	0	0	0	3	2	3	0	0	0	25	21	28
Palmas	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	4	4	5
Porto Alegre	4	3	5	49	41	56	76	65	87	155	131	178	122	103	140
Porto Velho	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	1	1	4	4	5
Recife	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	1	1	18	15	21
Rio Branco	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	158	134	181
Rio de Janeiro	1	1	1	5	4	6	2	2	3	1	1	1	1	1	1
Salvador	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1
São Luís	1	1	1	11	9	13	14	12	16	20	17	23	1177	1000	1353
São Paulo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	31	26	36
Teresina	0	0	0	1	1	2	2	2	3	2	1	2	32	27	36
Vitória	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	2	0	0	0

Tabela 24– Taxa de mortalidade anual por DRSP associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-MIROC5, definição de OC no P98 e período frio, sem adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{OC}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	17	14	19
Belém	0	0	0	4	3	4	7	6	8	20	17	23	62	53	71
Belo Horizonte	0	0	0	1	1	1	1	1	2	4	3	4	32	27	37
Boa Vista	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1
Brasília	0	0	0	1	1	1	0	0	0	4	4	5	6	5	7
Campo Grande	0	0	1	12	10	13	10	9	12	51	44	59	178	152	205
Cuiabá	0	0	0	6	5	6	7	6	8	8	7	9	71	60	81
Curitiba	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	2	2
Florianópolis	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	1	2
Fortaleza	0	0	0	0	0	0	2	2	2	2	2	2	43	36	49
Goiânia	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	1	2	2	2
João Pessoa	0	0	0	12	10	14	23	19	26	24	20	27	169	144	195
Macapá	0	0	0	3	2	3	13	11	15	1	0	1	77	65	88
Maceió	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	1	1	1
Manaus	1	0	1	23	20	27	22	19	25	29	25	33	135	115	155
Natal	0	0	0	2	2	2	5	4	6	6	5	7	129	110	148
Palmas	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	2	2	9	7	10
Porto Alegre	4	3	4	37	32	43	47	40	54	98	83	112	217	184	249
Porto Velho	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1
Recife	0	0	0	2	2	3	3	3	4	32	27	37	1	1	1
Rio Branco	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	37	31	42
Rio de Janeiro	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	2	1	2
Salvador	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	2
São Luís	0	0	0	6	5	7	4	4	5	13	11	15	48	41	56
São Paulo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	15	13	18
Teresina	0	0	0	3	2	3	7	6	8	4	3	5	69	59	80
Vitória	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	2	2

Tabela 25– Taxa de mortalidade anual por DCV associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-HADGEM2-ES, definição de OC no P90 e período quente, com adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{OC}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	6	5	6	27	23	31	35	30	40	23	20	27	107	91	123
Belém	1	1	2	19	16	22	19	16	21	0	0	0	58	49	66
Belo Horizonte	0	0	0	3	3	4	4	3	5	1	1	1	8	7	9
Boa Vista	0	0	0	2	1	2	2	2	2	2	1	2	6	5	7
Brasília	1	1	1	9	7	10	9	8	10	4	3	4	26	22	30
Campo Grande	0	0	0	2	1	2	1	1	1	3	3	4	6	5	7
Cuiabá	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0
Curitiba	1	1	1	0	0	0	0	0	0	3	3	3	7	6	8
Florianópolis	1	1	1	0	0	1	1	1	1	2	2	3	10	9	12
Fortaleza	0	0	0	23	19	26	16	13	18	5	5	6	15	13	17
Goiânia	4	3	5	7	6	8	26	22	29	33	28	38	149	127	172
João Pessoa	1	0	1	18	15	20	32	28	37	20	17	23	40	34	46
Macapá	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	6	5	7
Maceió	0	0	1	0	0	0	1	1	1	5	4	6	1	0	1
Manaus	0	0	0	28	24	32	50	43	58	3	3	4	155	132	178
Natal	1	0	1	2	2	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Palmas	0	0	0	14	12	17	14	12	16	0	0	0	33	28	38
Porto Alegre	1	1	2	26	22	30	46	39	53	21	18	24	59	50	68
Porto Velho	3	2	3	0	0	0	1	1	1	6	5	7	25	21	29
Recife	0	0	0	11	9	13	17	14	19	11	9	13	60	51	69
Rio Branco	2	2	2	1	1	1	6	5	6	15	13	18	7	6	7
Rio de Janeiro	1	1	1	2	2	3	5	4	5	0	0	0	16	13	18
Salvador	2	2	2	1	1	1	5	4	6	11	9	12	40	34	47
São Luís	1	0	1	9	8	10	14	12	16	3	3	4	40	34	46
São Paulo	2	2	3	0	0	0	1	0	1	0	0	0	24	21	28
Teresina	1	1	1	13	11	14	15	13	17	54	46	62	15	12	17
Vitória	2	2	2	34	29	39	77	65	88	40	34	46	24	21	28

Tabela 26– Taxa de mortalidade anual por DCV associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-HADGEM2-ES, definição de OC no P95 e período quente, com adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{OC}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Belém	3	3	4	30	26	35	19	16	21	1	1	1	40	34	46
Belo Horizonte	1	0	1	3	2	3	3	3	3	1	1	1	7	6	7
Boa Vista	1	1	1	5	4	6	7	6	8	6	5	7	11	10	13
Brasília	1	1	2	5	4	5	8	6	9	6	5	7	35	30	40
Campo Grande	0	0	0	2	2	2	1	1	1	2	2	2	0	0	0
Cuiabá	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	18	16	21
Curitiba	1	1	1	0	0	0	0	0	0	2	2	2	4	3	4
Florianópolis	1	1	1	1	0	1	1	1	1	2	1	2	7	6	8
Fortaleza	3	3	3	6	5	6	5	4	5	0	0	0	18	15	21
Goiânia	3	3	4	11	9	12	20	17	23	24	20	27	80	68	92
João Pessoa	2	2	2	31	26	36	32	27	37	25	21	29	46	39	53
Macapá	0	0	0	0	0	0	20	17	23	0	0	0	5	4	5
Maceió	0	0	0	0	0	0	1	1	2	0	0	0	1	1	1
Manaus	1	1	2	17	14	19	28	24	32	2	1	2	30	26	35
Natal	0	0	0	2	2	3	1	1	1	0	0	0	0	0	0
Palmas	2	2	2	19	16	22	24	21	28	4	3	5	28	23	32
Porto Alegre	2	2	3	22	18	25	35	30	41	20	17	23	15	13	18
Porto Velho	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Recife	1	1	1	8	6	9	8	7	10	6	5	7	60	51	69
Rio Branco	0	0	0	2	2	3	7	6	8	12	10	13	5	5	6
Rio de Janeiro	3	3	4	2	2	3	2	2	3	0	0	0	11	9	12
Salvador	1	0	1	0	0	0	2	1	2	4	3	4	14	12	16
São Luís	1	1	1	7	6	8	9	8	10	2	2	2	9	7	10
São Paulo	0	0	0	4	3	4	0	0	0	0	0	0	6	5	7
Teresina	3	2	3	7	6	8	17	14	19	44	38	51	29	25	33
Vitória	4	4	5	37	32	43	25	21	28	31	26	35	37	32	43

Tabela 27– Taxa de mortalidade anual por DCV associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-HADGEM2-ES, definição de OC no P98 e período quente, com adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{OC}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	0	0	0	10	8	11	19	17	22	0	0	0	0	0	0
Belém	1	1	1	0	0	1	7	6	8	0	0	0	5	4	5
Belo Horizonte	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	2	1	2
Boa Vista	0	0	0	6	5	7	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Brasília	1	1	1	3	3	4	3	3	4	2	2	2	6	5	7
Campo Grande	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1
Cuiabá	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	2
Curitiba	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Florianópolis	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Fortaleza	3	2	3	10	8	11	0	0	0	0	0	0	1	1	2
Goiânia	1	1	1	3	3	4	8	7	9	10	9	12	7	6	8
João Pessoa	1	0	1	15	13	17	12	10	14	8	7	9	9	8	10
Macapá	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	7	10
Maceió	1	1	2	10	9	12	11	9	12	0	0	0	11	9	12
Manaus	0	0	1	10	8	11	11	9	13	1	1	1	10	8	11
Natal	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1
Palmas	0	0	0	4	3	5	6	5	7	1	1	1	8	7	9
Porto Alegre	0	0	0	8	7	10	7	6	8	9	7	10	1	1	1
Porto Velho	0	0	0	4	4	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Recife	0	0	0	6	5	7	7	6	8	5	4	6	12	10	14
Rio Branco	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Rio de Janeiro	0	0	0	18	15	20	5	4	5	2	2	3	3	2	3
Salvador	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	1	2	6	5	7
São Luís	0	0	0	2	2	3	3	3	3	1	1	1	3	3	4
São Paulo	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	1	2	1	2
Teresina	1	1	1	0	0	0	5	4	6	15	13	17	7	6	8
Vitória	2	2	2	13	11	15	11	9	13	15	13	17	14	12	16

Tabela 28– Taxa de mortalidade anual por DCV associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-HADGEM2-ES, definição de OC no P90 e período frio, com adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{OC}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	5	4	6	11	9	12	94	80	108	21	18	24	57	49	66
Belém	2	1	2	12	10	13	9	8	10	25	22	29	47	40	55
Belo Horizonte	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	5	4	6
Boa Vista	1	0	1	0	0	0	8	7	10	0	0	0	0	0	0
Brasília	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Campo Grande	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cuiabá	0	0	0	4	3	5	6	5	6	6	5	7	0	0	0
Curitiba	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	2	2	2
Florianópolis	0	0	0	5	4	6	10	8	11	24	21	28	36	30	41
Fortaleza	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	2	2	0	0	0
Goiânia	1	1	2	0	0	0	5	4	5	8	7	9	20	17	23
João Pessoa	0	0	0	5	5	6	8	7	10	5	4	5	15	12	17
Macapá	0	0	0	67	57	78	5	4	5	1	1	1	8	7	10
Maceió	1	1	2	2	1	2	12	10	14	3	3	4	12	10	13
Manaus	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Natal	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Palmas	0	0	0	18	15	20	26	22	30	37	31	42	59	50	68
Porto Alegre	0	0	0	2	1	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Porto Velho	0	0	0	0	0	1	1	1	1	2	1	2	0	0	0
Recife	7	6	8	12	10	14	20	17	23	43	37	50	90	76	103
Rio Branco	3	2	3	12	10	13	39	33	45	20	17	23	102	87	118
Rio de Janeiro	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	2	2	2	3
Salvador	1	1	1	5	4	6	9	8	11	28	24	32	31	26	35
São Luís	0	0	0	3	3	4	7	6	8	5	4	6	15	12	17
São Paulo	1	1	1	1	0	1	0	0	0	1	1	1	11	10	13
Teresina	1	1	1	0	0	0	3	2	3	2	2	3	9	7	10
Vitória	1	0	1	0	0	0	2	2	3	0	0	1	7	6	8

Tabela 29– Taxa de mortalidade anual por DCV associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-HADGEM2-ES, definição de OC no P95 e período frio, com adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{OC}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Belém	2	2	2	14	12	16	7	6	8	16	13	18	33	28	38
Belo Horizonte	0	0	0	1	1	2	2	2	3	3	3	4	4	3	4
Boa Vista	1	1	1	4	3	4	8	7	9	2	1	2	15	12	17
Brasília	1	1	1	4	4	5	6	5	7	10	8	11	19	17	22
Campo Grande	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	2	2	2	2
Cuiabá	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Curitiba	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	2	1	2
Florianópolis	1	0	1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	4	3	4
Fortaleza	2	1	2	2	2	3	5	4	5	6	5	7	7	6	8
Goiânia	2	2	3	7	6	8	9	7	10	14	12	16	27	23	31
João Pessoa	2	2	2	22	19	26	54	46	62	24	21	28	22	19	25
Macapá	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Maceió	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	2	1	2
Manaus	3	2	3	6	5	7	4	3	5	11	10	13	29	24	33
Natal	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Palmas	1	1	2	2	2	2	6	5	7	6	5	7	16	14	18
Porto Alegre	3	3	3	13	11	15	19	16	22	9	8	10	10	9	12
Porto Velho	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Recife	2	2	2	6	5	6	5	4	6	6	5	7	23	20	26
Rio Branco	0	0	0	7	6	8	16	14	18	5	4	6	16	13	18
Rio de Janeiro	2	2	3	0	0	0	1	1	1	3	2	3	12	10	14
Salvador	1	1	1	1	1	1	2	1	2	3	2	3	4	4	5
São Luís	1	1	1	3	3	4	6	5	7	4	3	5	14	12	16
São Paulo	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	8	7	9
Teresina	2	2	2	6	5	7	29	25	34	22	19	25	18	15	20
Vitória	2	2	2	4	4	5	16	14	19	21	18	25	8	7	9

Tabela 30– Taxa de mortalidade anual por DCV associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-HADGEM2-ES, definição de OC no P98 e período frio, com adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{OC}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Belém	2	2	2	14	12	16	7	6	8	16	13	18	33	28	38
Belo Horizonte	0	0	0	1	1	2	2	2	3	3	3	4	4	3	4
Boa Vista	1	1	1	4	3	4	8	7	9	2	1	2	15	12	17
Brasília	1	1	1	4	4	5	6	5	7	10	8	11	19	17	22
Campo Grande	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	2	2	2	2
Cuiabá	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Curitiba	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	2	1	2
Florianópolis	1	0	1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	4	3	4
Fortaleza	2	1	2	2	2	3	5	4	5	6	5	7	7	6	8
Goiânia	2	2	3	7	6	8	9	7	10	14	12	16	27	23	31
João Pessoa	2	2	2	22	19	26	54	46	62	24	21	28	22	19	25
Macapá	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Maceió	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	2	1	2
Manaus	3	2	3	6	5	7	4	3	5	11	10	13	29	24	33
Natal	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Palmas	1	1	2	2	2	2	6	5	7	6	5	7	16	14	18
Porto Alegre	3	3	3	13	11	15	19	16	22	9	8	10	10	9	12
Porto Velho	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Recife	2	2	2	6	5	6	5	4	6	6	5	7	23	20	26
Rio Branco	0	0	0	7	6	8	16	14	18	5	4	6	16	13	18
Rio de Janeiro	2	2	3	0	0	0	1	1	1	3	2	3	12	10	14
Salvador	1	1	1	1	1	1	2	1	2	3	2	3	4	4	5
São Luís	1	1	1	3	3	4	6	5	7	4	3	5	14	12	16
São Paulo	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	8	7	9
Teresina	2	2	2	6	5	7	29	25	34	22	19	25	18	15	20
Vitória	2	2	2	4	4	5	16	14	19	21	18	25	8	7	9

Tabela 31– Taxa de mortalidade anual por DRSP associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-HADGEM2-ES, definição de OC no P90 e período quente, com adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{OC}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Belém	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Belo Horizonte	2	2	2	18	15	21	26	22	30	9	8	10	79	67	91
Boa Vista	0	0	0	0	0	0	5	4	6	0	0	0	0	0	0
Brasília	0	0	0	9	8	10	12	10	14	6	5	7	31	27	36
Campo Grande	8	7	10	1	1	1	3	3	3	1	0	1	106	90	122
Cuiabá	1	1	2	0	0	0	4	3	4	9	8	10	21	18	24
Curitiba	1	1	1	0	0	0	0	0	0	3	2	3	6	5	7
Florianópolis	1	1	2	0	0	0	0	0	0	1	1	1	8	6	9
Fortaleza	1	0	1	0	0	0	0	0	0	5	4	6	0	0	0
Goiânia	0	0	0	2	2	2	1	1	1	3	2	3	0	0	0
João Pessoa	0	0	0	1	1	2	4	4	5	2	2	2	4	3	4
Macapá	0	0	0	11	9	12	18	15	20	3	2	3	18	15	21
Maceió	1	1	1	13	11	15	12	10	14	0	0	0	47	40	54
Manaus	0	0	0	10	8	11	17	14	19	0	0	0	32	27	36
Natal	0	0	0	13	11	15	9	8	11	2	2	2	0	0	0
Palmas	0	0	0	1	0	1	0	0	0	2	2	2	0	0	0
Porto Alegre	0	0	0	2	1	2	6	5	7	0	0	0	0	0	0
Porto Velho	2	1	2	3	3	4	5	4	5	4	3	4	41	35	47
Recife	1	1	1	3	2	3	5	4	6	7	6	8	19	16	22
Rio Branco	4	3	5	0	0	0	0	0	1	1	0	1	20	17	23
Rio de Janeiro	0	0	0	4	4	5	8	7	9	6	5	7	32	27	37
Salvador	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
São Luís	0	0	0	2	2	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0
São Paulo	0	0	0	7	6	7	8	7	9	29	25	33	8	7	10
Teresina	2	1	2	17	15	20	25	21	28	11	9	13	21	18	24
Vitória	2	2	3	0	0	0	25	21	29	4	3	4	0	0	0

Tabela 32– Taxa de mortalidade anual por DRSP associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-HADGEM2-ES, definição de OC no P95 e período quente, com adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{oc}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	1	0	1	6	5	7	8	7	9	3	2	3	7	6	8
Belém	0	0	0	10	8	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Belo Horizonte	3	3	3	17	15	20	20	17	23	7	6	8	27	23	31
Boa Vista	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	3	4	0	0	0
Brasília	1	1	1	8	7	9	9	8	11	6	5	7	10	8	11
Campo Grande	4	3	5	0	0	0	4	3	4	1	1	1	57	48	65
Cuiabá	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	1	2
Curitiba	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	1	2	4	3	4
Florianópolis	0	0	0	4	3	4	0	0	1	1	1	1	0	0	0
Fortaleza	0	0	0	4	3	4	1	1	1	3	3	4	0	0	0
Goiânia	0	0	0	3	2	3	3	3	4	4	3	5	12	10	14
João Pessoa	0	0	0	3	2	3	5	4	5	0	0	0	0	0	0
Macapá	4	3	4	9	8	10	15	13	18	0	0	0	8	7	9
Maceió	2	2	2	35	30	40	25	22	29	0	0	0	12	10	14
Manaus	0	0	0	8	7	10	13	11	15	1	1	1	12	10	14
Natal	0	0	0	1	1	1	1	1	2	1	1	1	0	0	0
Palmas	1	1	1	21	18	24	31	27	36	3	2	3	18	15	20
Porto Alegre	0	0	0	0	0	0	10	8	11	2	2	2	0	0	0
Porto Velho	1	1	1	3	2	3	4	4	5	0	0	0	5	4	6
Recife	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Rio Branco	0	0	0	4	4	5	6	5	7	5	4	6	18	15	21
Rio de Janeiro	0	0	0	12	10	14	5	4	6	2	2	3	0	0	0
Salvador	0	0	0	2	1	2	5	4	6	4	4	5	13	11	15
São Luís	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
São Paulo	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Teresina	2	1	2	3	3	4	8	7	9	22	19	25	10	8	11
Vitória	2	1	2	12	10	13	7	6	8	6	5	7	10	9	12

Tabela 33– Taxa de mortalidade anual por DRSP associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-HADGEM2-ES, definição de OC no P98 e período quente, com adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{oc}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	1	1	1	10	9	12	9	7	10	2	1	2	1	1	1
Belém	0	0	0	2	2	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Belo Horizonte	2	1	2	7	6	8	6	6	7	2	2	3	9	8	11
Boa Vista	0	0	0	2	2	3	0	0	0	0	0	0	6	5	6
Brasília	0	0	1	5	4	5	4	3	5	2	2	2	2	2	2
Campo Grande	2	2	2	3	3	4	3	2	3	2	2	2	20	17	23
Cuiabá	0	0	0	1	0	1	0	0	1	1	1	1	1	1	2
Curitiba	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	1	1
Florianópolis	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Fortaleza	0	0	0	2	2	2	0	0	0	2	1	2	1	1	1
Goiânia	0	0	0	2	2	3	3	2	3	3	3	4	4	4	5
João Pessoa	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Macapá	2	2	2	4	3	4	4	4	5	0	0	0	3	2	3
Maceió	3	2	3	8	7	9	9	8	10	0	0	0	2	1	2
Manaus	0	0	0	5	5	6	5	5	6	0	0	1	6	5	7
Natal	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0
Palmas	0	0	0	1	1	2	1	1	1	0	0	0	3	3	4
Porto Alegre	0	0	0	1	1	1	3	2	3	5	5	6	2	2	2
Porto Velho	1	1	1	5	4	6	1	1	2	0	0	0	3	2	3
Recife	0	0	0	2	2	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Rio Branco	0	0	0	4	3	4	4	4	5	2	2	2	3	3	4
Rio de Janeiro	0	0	0	7	6	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Salvador	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	4	3	5
São Luís	0	0	0	0	0	0	2	1	2	0	0	0	0	0	0
São Paulo	0	0	0	2	1	2	0	0	0	0	0	0	2	1	2
Teresina	0	0	0	0	0	0	3	2	3	8	7	10	2	2	2
Vitória	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	3	2	3

Tabela 35– Taxa de mortalidade anual por DRSP associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-HADGEM2-ES, definição de OC no P95 e período frio, com adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{OC}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	0	0	0	2	2	2	1	1	1	0	0	0	3	3	4
Belém	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	1
Belo Horizonte	0	0	0	1	1	2	4	4	5	4	3	4	15	12	17
Boa Vista	0	0	0	2	2	2	0	0	0	5	4	5	12	10	14
Brasília	0	0	0	2	2	2	0	0	0	0	0	0	3	3	4
Campo Grande	2	2	3	4	4	5	8	7	10	22	19	26	22	19	26
Cuiabá	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Curitiba	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1
Florianópolis	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Fortaleza	0	0	0	2	1	2	3	2	3	1	1	2	3	3	4
Goiânia	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
João Pessoa	1	1	1	6	5	7	19	16	22	5	5	6	9	8	11
Macapá	0	0	0	15	13	17	7	6	9	3	2	3	3	3	4
Maceió	0	0	0	0	0	0	1	1	1	3	3	4	1	1	1
Manaus	2	2	2	7	6	8	4	3	5	5	4	5	19	16	22
Natal	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Palmas	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
Porto Alegre	2	2	3	19	16	22	13	11	15	4	4	5	10	9	12
Porto Velho	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Recife	0	0	0	5	4	5	3	2	3	4	4	5	0	0	0
Rio Branco	1	0	1	0	0	0	1	1	1	0	0	1	14	12	16
Rio de Janeiro	1	1	1	14	12	16	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Salvador	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
São Luís	2	2	2	13	11	15	34	29	39	5	4	5	6	5	7
São Paulo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Teresina	0	0	0	1	1	1	2	2	3	2	2	2	5	4	6
Vitória	0	0	0	0	0	0	1	1	2	0	0	0	1	1	2

Tabela 37– Taxa de mortalidade anual por DCV associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-MIROC5, definição de OC no P90 e período quente, com adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{OC}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	4	4	5	7	6	8	29	25	33	30	25	34	75	64	86
Belém	2	2	3	3	2	3	14	12	16	10	8	11	55	47	63
Belo Horizonte	1	0	1	1	1	1	4	4	5	0	0	0	15	13	17
Boa Vista	0	0	0	4	3	4	2	1	2	3	2	3	9	7	10
Brasília	0	0	0	3	3	4	5	4	6	1	1	1	23	19	26
Campo Grande	0	0	0	1	1	2	1	1	1	1	1	1	3	2	3
Cuiabá	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1
Curitiba	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1
Florianópolis	1	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	2	2
Fortaleza	0	0	0	0	0	0	7	6	8	1	1	1	0	0	1
Goiânia	5	4	6	6	5	6	9	7	10	12	10	13	75	64	86
João Pessoa	2	2	2	16	14	19	8	6	9	0	0	0	16	14	19
Macapá	0	0	0	1	1	1	0	0	0	1	1	1	9	8	11
Maceió	0	0	0	0	0	0	1	1	2	0	0	0	2	2	2
Manaus	6	5	7	16	14	19	32	28	37	16	14	19	110	94	127
Natal	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
Palmas	0	0	0	2	1	2	8	7	9	0	0	0	13	11	15
Porto Alegre	6	5	7	18	16	21	23	19	26	30	26	35	46	39	53
Porto Velho	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	4	6
Recife	1	1	1	9	8	10	1	1	1	4	4	5	20	17	23
Rio Branco	0	0	0	0	0	0	3	2	3	2	2	3	0	0	0
Rio de Janeiro	2	2	2	4	4	5	4	3	4	7	6	8	27	23	32
Salvador	3	2	3	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	2
São Luís	1	1	2	3	3	3	11	9	13	2	2	2	30	25	34
São Paulo	0	0	0	2	2	2	7	6	8	2	2	3	23	20	27
Teresina	6	5	7	18	15	20	4	3	4	21	18	24	32	27	37
Vitória	5	5	6	7	6	8	10	9	12	11	10	13	10	8	11

Tabela 38– Taxa de mortalidade anual por DCV associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-MIROC5, definição de OC no P95 e período quente, com adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{OC}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1
Belém	2	2	2	9	8	11	16	13	18	20	17	23	49	41	56
Belo Horizonte	0	0	0	1	1	1	3	3	4	0	0	0	9	8	11
Boa Vista	1	0	1	55	46	63	7	6	8	38	33	44	40	34	46
Brasília	2	1	2	2	2	2	3	2	3	2	1	2	17	15	20
Campo Grande	0	0	0	7	6	8	2	2	3	5	4	6	3	2	3
Cuiabá	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Curitiba	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1
Florianópolis	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Fortaleza	0	0	0	5	4	6	14	12	16	4	3	4	14	12	16
Goiânia	4	4	5	8	7	9	9	8	10	16	13	18	56	48	65
João Pessoa	1	1	2	24	20	28	10	9	12	0	0	0	13	11	15
Macapá	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
Maceió	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	1	0	1
Manaus	2	2	2	16	14	18	17	14	19	22	19	26	38	32	44
Natal	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Palmas	1	0	1	8	7	10	24	20	27	11	9	13	22	19	26
Porto Alegre	4	4	5	29	25	34	29	24	33	40	34	46	21	17	24
Porto Velho	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Recife	2	2	2	11	10	13	2	2	2	19	16	21	62	53	71
Rio Branco	0	0	0	1	1	1	8	7	9	7	6	8	4	3	4
Rio de Janeiro	3	3	4	5	5	6	1	1	1	6	5	7	33	28	38
Salvador	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	1	1
São Luís	1	0	1	2	2	3	6	5	6	2	2	2	13	11	15
São Paulo	0	0	0	0	0	0	2	2	3	1	1	1	2	2	3
Teresina	2	2	3	22	19	26	7	6	8	21	18	24	34	29	39
Vitória	4	3	4	11	9	13	13	11	15	12	11	14	36	30	41

Tabela 39– Taxa de mortalidade anual por DCV associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-MIROC5, definição de OC no P98 e período quente, com adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{OC}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Belém	0	0	0	7	6	8	1	1	1	19	16	22	12	10	14
Belo Horizonte	0	0	0	1	0	1	2	1	2	0	0	0	4	3	4
Boa Vista	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	2
Brasília	1	1	1	2	2	3	2	2	3	1	1	1	10	8	11
Campo Grande	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1
Cuiabá	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	1	1
Curitiba	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Florianópolis	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Fortaleza	0	0	0	3	3	4	16	13	18	5	4	5	4	3	4
Goiânia	2	2	2	4	4	5	5	4	6	8	7	10	19	17	22
João Pessoa	0	0	0	8	7	9	5	4	5	0	0	0	3	2	3
Macapá	0	0	0	2	2	2	0	0	0	9	7	10	8	7	9
Maceió	0	0	0	2	2	3	6	5	7	3	2	3	7	6	8
Manaus	1	1	1	7	6	8	5	4	6	11	9	12	8	7	9
Natal	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0
Palmas	0	0	0	1	1	1	6	5	6	4	4	5	6	5	7
Porto Alegre	1	1	1	11	9	13	12	10	13	12	11	14	4	4	5
Porto Velho	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Recife	1	1	1	7	6	8	0	0	1	15	13	17	18	15	20
Rio Branco	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Rio de Janeiro	0	0	0	2	1	2	1	1	1	1	1	1	3	3	4
Salvador	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
São Luís	0	0	0	1	1	1	2	1	2	1	1	1	3	2	3
São Paulo	0	0	0	1	1	1	1	1	2	2	1	2	0	0	0
Teresina	1	1	1	11	9	12	2	2	3	7	6	8	13	11	15
Vitória	2	2	2	5	4	6	6	6	7	1	1	2	15	12	17

Tabela 40– Taxa de mortalidade anual por DCV associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-MIROC5, definição de OC no P90 e período frio, com adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{oc}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	2	1	2	25	22	29	60	51	69	12	11	14	42	36	48
Belém	2	2	2	2	2	3	7	6	8	13	11	15	12	10	14
Belo Horizonte	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1
Boa Vista	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0
Brasília	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0
Campo Grande	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cuiabá	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Curitiba	1	1	2	0	0	0	2	1	2	0	0	0	3	3	4
Florianópolis	3	2	3	6	5	7	5	4	5	11	9	12	29	25	33
Fortaleza	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Goiânia	0	0	0	3	2	3	0	0	1	5	4	6	26	22	30
João Pessoa	0	0	0	0	0	0	3	3	4	0	0	0	4	4	5
Macapá	4	3	5	1	1	1	38	32	43	0	0	0	6	6	7
Maceió	0	0	0	6	5	7	10	8	11	6	5	7	21	18	24
Manaus	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Natal	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	1	2
Palmas	0	0	0	0	0	0	14	12	16	1	1	1	24	20	28
Porto Alegre	0	0	0	22	19	26	28	24	32	65	55	74	2	2	2
Porto Velho	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	1
Recife	#	#	16	11	9	13	41	35	47	68	58	78	43	37	50
Rio Branco	1	1	1	8	7	9	18	15	20	3	3	4	55	47	63
Rio de Janeiro	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	1	1	2	1	2
Salvador	2	2	2	2	2	3	5	4	5	2	2	2	12	10	13
São Luís	0	0	0	0	0	0	3	2	3	0	0	0	9	7	10
São Paulo	0	0	0	1	1	2	4	3	4	3	3	3	11	10	13
Teresina	1	1	1	1	0	1	1	1	1	0	0	1	4	4	5
Vitória	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	2	2	3

Tabela 41– Taxa de mortalidade anual por DCV associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-MIROC5, definição de OC no P95 e período frio, com adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{oc}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1
Belém	1	1	2	3	3	3	10	8	11	17	14	20	14	12	16
Belo Horizonte	0	0	0	1	1	1	2	1	2	0	0	0	6	5	7
Boa Vista	1	1	1	2	2	2	2	1	2	9	8	11	3	3	4
Brasília	1	1	1	2	2	2	3	3	4	2	2	3	15	13	17
Campo Grande	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	2	2	3
Cuiabá	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Curitiba	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1
Florianópolis	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1
Fortaleza	0	0	0	0	0	1	3	3	3	3	3	4	6	5	7
Goiânia	2	2	2	3	3	4	5	4	6	6	5	7	39	33	45
João Pessoa	0	0	0	6	5	7	15	13	17	4	3	4	24	20	28
Macapá	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Maceió	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0
Manaus	2	2	2	2	2	3	7	6	9	9	7	10	19	17	22
Natal	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	2
Palmas	0	0	0	1	0	1	4	3	4	3	3	4	6	5	7
Porto Alegre	5	4	6	15	13	17	8	7	10	25	21	29	11	9	13
Porto Velho	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Recife	1	1	1	4	3	4	8	7	9	23	19	26	24	21	28
Rio Branco	0	0	0	1	1	1	11	9	12	2	2	2	7	6	8
Rio de Janeiro	2	2	3	3	2	3	4	4	5	8	7	9	17	15	20
Salvador	1	1	1	0	0	0	1	1	1	0	0	1	2	2	2
São Luís	0	0	0	2	1	2	3	3	4	1	1	1	7	6	8
São Paulo	0	0	0	0	0	0	3	3	3	1	1	1	4	3	4
Teresina	1	1	2	4	3	4	8	7	10	3	3	4	25	21	29
Vitória	2	1	2	4	3	4	5	4	6	11	9	12	22	19	26

Tabela 42– Taxa de mortalidade anual por DCV associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-MIROC5, definição de OC no P98 e período frio, com adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{OC}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0
Belém	0	0	0	1	1	1	4	3	4	2	2	2	13	11	15
Belo Horizonte	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	2	2	3
Boa Vista	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
Brasília	0	0	0	1	1	1	1	1	2	1	1	1	7	6	8
Campo Grande	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cuiabá	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1
Curitiba	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Florianópolis	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Fortaleza	0	0	0	0	0	0	3	2	3	1	1	1	1	0	1
Goiânia	1	1	1	2	1	2	2	2	2	2	2	2	18	16	21
João Pessoa	0	0	0	1	1	1	2	1	2	0	0	0	6	5	7
Macapá	0	0	0	0	0	0	4	3	4	16	14	19	0	0	0
Maceió	0	0	0	1	1	1	3	2	3	1	1	2	4	4	5
Manaus	1	0	1	1	1	1	2	2	2	6	5	7	8	6	9
Natal	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	1	1	1	1
Palmas	0	0	0	0	0	0	2	2	3	7	6	8	3	2	3
Porto Alegre	2	2	3	8	7	10	5	4	5	16	13	18	9	8	11
Porto Velho	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Recife	0	0	0	0	0	0	3	2	3	8	7	10	13	11	15
Rio Branco	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Rio de Janeiro	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	2
Salvador	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1
São Luís	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	0	1	2	2	2
São Paulo	0	0	0	0	0	0	1	1	1	2	2	2	0	0	0
Teresina	1	1	1	2	1	2	4	3	4	2	2	2	7	6	9
Vitória	0	0	0	2	1	2	3	3	4	5	5	6	6	5	7

Tabela 43– Taxa de mortalidade anual por DRSP associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-MIROC5, definição de OC no P90 e período quente, com adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{OC}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Belém	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Belo Horizonte	4	4	5	5	4	5	25	21	29	3	2	3	84	71	96
Boa Vista	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
Brasília	1	1	1	3	3	4	5	5	6	0	0	0	25	21	29
Campo Grande	4	3	4	0	0	0	0	0	0	1	1	1	5	4	6
Cuiabá	1	1	1	0	0	0	0	0	1	6	5	6	12	10	14
Curitiba	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Florianópolis	1	1	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	1	1
Fortaleza	0	0	0	0	0	0	1	1	1	2	2	3	19	16	21
Goiânia	0	0	1	0	0	0	0	0	0	2	2	2	6	5	7
João Pessoa	0	0	0	2	2	3	0	0	0	0	0	0	1	1	2
Macapá	5	4	6	10	8	11	9	7	10	13	11	15	32	27	37
Maceió	1	1	2	2	2	3	9	8	10	4	3	5	20	17	23
Manaus	1	1	1	5	4	5	10	9	12	4	3	5	13	11	15
Natal	0	0	0	1	1	1	2	2	3	3	2	3	0	0	1
Palmas	0	0	0	1	1	1	3	2	3	0	0	0	4	3	4
Porto Alegre	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
Porto Velho	0	0	0	2	2	3	2	1	2	1	1	1	4	3	4
Recife	1	1	1	4	4	5	1	1	1	9	8	10	43	36	49
Rio Branco	1	1	1	2	2	2	4	3	5	5	4	6	11	9	12
Rio de Janeiro	4	3	4	7	6	8	4	3	4	7	6	8	87	74	100
Salvador	1	1	1	4	3	4	1	1	1	1	1	1	4	3	5
São Luís	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
São Paulo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Teresina	3	2	3	9	8	10	2	2	2	11	9	12	17	15	20
Vitória	3	2	3	3	3	4	5	4	5	6	5	6	7	6	8

Tabela 44– Taxa de mortalidade anual por DRSP associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-MIROC5, definição de OC no P95 e período quente, com adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{OC}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	0	0	0	1	1	2	4	4	5	3	3	4	9	8	10
Belém	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Belo Horizonte	2	2	2	6	5	7	22	18	25	2	2	3	28	24	32
Boa Vista	0	0	0	20	17	23	0	0	1	26	22	30	17	14	20
Brasília	1	1	1	3	2	3	4	3	5	0	0	0	12	10	14
Campo Grande	2	2	3	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
Cuiabá	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	2	1	2
Curitiba	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Florianópolis	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Fortaleza	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0
Goiânia	0	0	0	2	1	2	1	1	1	3	3	4	7	6	8
João Pessoa	0	0	0	2	2	2	1	1	1	0	0	0	0	0	0
Macapá	2	2	2	11	9	13	8	7	9	24	21	28	1	1	1
Maceió	2	1	2	5	4	6	16	14	18	6	5	7	7	6	8
Manaus	0	0	1	6	5	6	6	5	7	7	6	8	7	6	9
Natal	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0
Palmas	0	0	0	8	7	9	34	29	40	13	11	15	11	9	13
Porto Alegre	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Porto Velho	0	0	0	2	1	2	2	1	2	1	1	2	4	4	5
Recife	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1
Rio Branco	0	0	0	3	2	3	5	4	5	8	7	10	9	8	10
Rio de Janeiro	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Salvador	1	1	1	3	2	3	1	1	1	1	1	1	2	2	3
São Luís	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
São Paulo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Teresina	1	1	2	10	8	11	3	3	4	10	8	11	16	13	18
Vitória	1	1	2	3	3	4	4	3	4	4	3	4	10	9	12

Tabela 45– Taxa de mortalidade anual por DRSP associado às OC (TM_{OC}), no modelo Eta-MIROC5, definição de OC no P98 e período quente, com adaptação.

Capital	1996-2016			2030-2050						2079-2099					
	TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		TM _{OC}	RCP4.5		Tm _{OC}	RCP8.5	
		IC95%			IC95%			IC95%			IC95%			IC95%	
		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto		Baixo	Alto
Aracaju	0	0	0	1	1	2	4	4	5	3	3	4	9	8	10
Belém	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Belo Horizonte	2	2	2	6	5	7	22	18	25	2	2	3	28	24	32
Boa Vista	0	0	0	20	17	23	0	0	1	26	22	30	17	14	20
Brasília	1	1	1	3	2	3	4	3	5	0	0	0	12	10	14
Campo Grande	2	2	3	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
Cuiabá	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	2	1	2
Curitiba	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Florianópolis	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Fortaleza	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0
Goiânia	0	0	0	2	1	2	1	1	1	3	3	4	7	6	8
João Pessoa	0	0	0	2	2	2	1	1	1	0	0	0	0	0	0
Macapá	2	2	2	11	9	13	8	7	9	24	21	28	1	1	1
Maceió	2	1	2	5	4	6	16	14	18	6	5	7	7	6	8
Manaus	0	0	1	6	5	6	6	5	7	7	6	8	7	6	9
Natal	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0
Palmas	0	0	0	8	7	9	34	29	40	13	11	15	11	9	13
Porto Alegre	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Porto Velho	0	0	0	2	1	2	2	1	2	1	1	2	4	4	5
Recife	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1
Rio Branco	0	0	0	3	2	3	5	4	5	8	7	10	9	8	10
Rio de Janeiro	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Salvador	1	1	1	3	2	3	1	1	1	1	1	1	2	2	3
São Luís	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
São Paulo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Teresina	1	1	2	10	8	11	3	3	4	10	8	11	16	13	18
Vitória	1	1	2	3	3	4	4	3	4	4	3	4	10	9	12

