

Universidade de São Paulo
Faculdade de Saúde Pública

**Padrões espaço-temporais da taxa de mortalidade fetal no estado de
São Paulo, Brasil, 2005-2016**

Andressa Kutschenko Nahas

**Tese apresentada ao Programa de Saúde
Pública de Pós-Graduação em Saúde
Pública para obtenção do Título de
Doutora em Ciências.**

Área de Concentração: Epidemiologia

**Orientador: Prof. Dr. Gizelton Pereira
Alencar**

São Paulo

2018

Padrões espaço-temporais da taxa de mortalidade fetal no estado de São Paulo, Brasil, 2005-2016

Andressa Kutschenko Nahas

Tese apresentada ao Programa de Saúde Pública de Pós-Graduação em Saúde Pública para obtenção do Título de Doutora em Ciências.

Área de Concentração: Epidemiologia

Orientador: Prof. Dr. Gizelton Pereira Alencar

Versão Revisada

São Paulo

2018

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.

Ficha Catalográfica

Nahas, Andressa Kutschenko

Padrões espaço-temporais da taxa de mortalidade fetal no Estado de São Paulo, Brasil, 2005-2016.
160p.:il.; 30cm.

Tese de Doutorado, apresentada à Faculdade de Saúde Pública/USP.
Área de concentração: Epidemiologia.

Orientador: Gizelton Pereira Alencar

1. Mortalidade fetal. 2. Análise Espacial. 3. São Paulo.



ATA DE DEFESA

Aluno: 6132 - 6295992 - 1 / Página 1 de 1

Ata de defesa pública de Tese do(a) Senhor(a) Andressa Kutschenko Nahas no Programa: Saúde Pública, do(a) Faculdade de Saúde Pública da Universidade de São Paulo.

Aos 18 dias do mês de dezembro de 2018, no(a) CEAP 12 realizou-se a Defesa da Tese do(a) Senhor(a) Andressa Kutschenko Nahas, apresentada para a obtenção do título de Doutora intitulada:


"Padrões espaço-temporais da taxa de mortalidade fetal no estado de São Paulo, Brasil, 2005-2016"

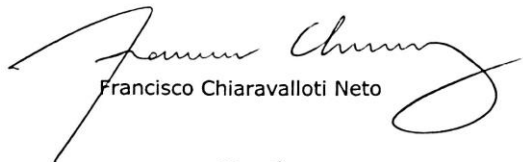
Após declarada aberta a sessão, o(a) Sr(a) Presidente passa a palavra ao candidato para exposição e a seguir aos examinadores para as devidas arguições que se desenvolvem nos termos regimentais. Em seguida, a Comissão Julgadora proclama o resultado:

Nome dos Participantes da Banca	Função	Sigla da CPG	Resultado
Ana Paula Sayuri Sato	Presidente	FSP - USP	Não Votante
Francisco Chiaravalloti Neto	Titular	FSP - USP	<u>Aprovada</u>
Thais Aidar de Freitas Mathias	Titular	UEM - Externo	<u>Aprovada</u>
Edson Zangiacomi Martinez	Titular	FMRP - USP	<u>Aprovada</u>

Resultado Final: Aprovada

Parecer da Comissão Julgadora *

Eu, Ulysses Mikail Danton Maldonado da Silveira , lavrei a presente ata, que assino juntamente com os(as) Senhores(as). São Paulo, aos 18 dias do mês de dezembro de 2018.


Francisco Chiaravalloti Neto


Thais Aidar de Freitas Mathias


Edson Zangiacomi Martinez


Ana Paula Sayuri Sato
Presidente da Comissão Julgadora

* Obs: Se o candidato for reprovado por algum dos membros, o preenchimento do parecer é obrigatório.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, o guia da minha vida. Obrigada, Papai, por me amparar e não me fazer desistir!

Agradeço aos meus pais, que sempre me incentivaram a estudar, e fizeram muitos sacrifícios em prol da educação dos filhos, nos oferecendo oportunidades a qual infelizmente eles não tiveram. Obrigada, meus pais, serei eternamente grata com todo amor do mundo!

Agradeço ao meu marido, Leandro, que esteve comigo durante todo esse projeto e sempre me apoiou e compreendeu meus momentos de ausência devido a dedicação à tese. Obrigada meu amor, você é o melhor companheiro que Deus poderia ter me dado!

Agradeço ao professor Gizelton Pereira Alencar, meu orientador que me acolheu logo no primeiro contato e esteve sempre à disposição. Obrigada por ter acreditado no meu trabalho, professor Gizelton!

Agradeço ao professor Edson Zangiacomi Martinez, orientador do meu mestrado e que participou da minha banca de qualificação e pré-tese com muitas sugestões e críticas construtivas. Tenho muito carinho e admiração por você, professor Edson!

Agradeço a professora Márcia Furquim pelas valiosas contribuições e pela participação na minha banca de qualificação.

Agradeço ao professor Francisco Chiaravalloti Neto por todo aprendizado em análise espacial, desde disciplina, a participação em estágio PAE e grupos de pesquisa. Também o agradeço pela participação na pré-tese com as contribuições que ajudaram a enriquecer o trabalho.

Agradeço a professora Thais Aidar de Freitas pela disponibilidade em participar da pré-banca e pela conversa longa e enriquecedora que agregou muito e me direcionou a esta versão melhorada da tese.

Agradeço ao balé e a todos os professores, pois essa atividade foi a minha terapia e válvula de escape durante toda essa jornada, me ajudando a aliviar as tensões e a manter a mente em equilíbrio. Obrigada Carmen, Nadia, Rosangela, Lucas e Fabi por me ensinarem essa arte linda e encantadora e terem sido um tanto responsáveis por manter minha sanidade mental em dia.

Agradeço a Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pela bolsa de doutorado concedida desde abril de 2016.

*“Cada pessoa deve trabalhar para o seu aperfeiçoamento e, ao mesmo tempo,
participar da responsabilidade coletiva por toda a humanidade”.*

Marie Sklodowska Curie

RESUMO

KUTSCHENKO NAHAS, A. **Padrões espaço-temporais da taxa de mortalidade fetal no estado de São Paulo, Brasil, 2005-2016**. 160f. 2018. Tese (Doutorado). Faculdade de Saúde Pública, Universidade de São Paulo, São Paulo.

Objetivo: Este estudo tem por objetivo apresentar diferenciais inter-municípios e temporais dos padrões de mortalidade fetal no estado de São Paulo (SP) e identificar indicadores municipais associados. **Métodos:** Estudo ecológico com uso de análises exploratórias espaciais e modelagem bayesiana espacial e espaço-temporal utilizando histórico de dados do estado de SP entre 2005 e 2016. Foram calculadas as taxas brutas e bayesianas empíricas de mortalidade fetal considerando município como unidade de análise e, em seguida, foram calculados os índices globais de Moran e Geary para testar a hipótese de autocorrelação espacial. Os indicadores municipais testados como covariáveis do modelo bayesiano espacial foram selecionados por uma combinação de métodos de Análise de Componentes Principais e critério *Deviance Information Criterion*. Foram calculadas as taxas totalmente bayesianas de mortalidade fetal pelos modelos bayesianos espacial com e sem covariáveis. A identificação de padrões espaço-temporais foi realizada pela modelagem bayesiana espaço-temporal. **Resultados:** A autocorrelação espacial foi evidenciada pelos índices de Moran e Geary, não havendo evidências de aleatoriedade em sua distribuição. A seleção de indicadores municipais resultou como finalistas cinco variáveis e o modelo bayesiano espacial com quatro indicadores municipais foi eleito o modelo com melhor ajuste, apontando relação de aumento da taxa de mortalidade fetal nos municípios que apresentam as seguintes características: baixo percentual de crianças entre 4 e 5 anos na escola; alto percentual de adolescentes entre 15 e 17 anos no ensino médio com 2 anos de atraso; alto percentual da população em domicílios com densidade superior a 2 pessoas por dormitório. A amplitude das taxas empíricas bayesianas e totalmente bayesianas foram reduzidas em relação à taxa bruta, de tal modo que as taxas bayesianas empíricas global e local apresentaram a menor e a maior variabilidade entre as taxas calculadas, respectivamente. A região intermediária de São José dos Campos e da Baixada Santista apresentaram altas taxas de mortalidade fetal e relação geral de indicadores municipais que indicavam piores condições. A região de Marília obteve maiores taxas de mortalidade fetal segundo o modelo eleito apesar da relação de indicadores apresentarem boas condições. O modelo bayesiano espaço-temporal identificou leve tendência de redução da taxa de mortalidade ao longo dos anos no SP. **Conclusões:** Os achados do estudo apontam a necessidade de intensificação de políticas públicas que gerem maior atenção à saúde das gestantes que residem em locais com alta vulnerabilidade social e baixo rendimento médio per capita, que são locais de maior risco para mortalidade fetal.

Descritores: Mortalidade fetal, Análise Espacial, Análise Espaço-Temporal, Metodologia, Bioestatística.

ABSTRACT

KUTSCHENKO NAHAS, A. **Stillbirth rate spatial-temporal patterns in the state of São Paulo, Brazil, 2005-2016.** 160p. 2018. Doctoral Dissertation. Faculdade de Saúde Pública, Universidade de São Paulo, São Paulo.

Objective: This study aims to assess differential inter-urban and temporal stillbirth patterns in the state of São Paulo (SP), as well as identify possible associated municipal indicators. **Methods:** This is an ecological study applying exploratory spatial analyses, using SP data history between 2005 and 2016. Crude and empirical Bayes stillbirth rates were calculated considering municipality as the analysis unit, followed by global Moran and Geary index calculations to test the spatial autocorrelation hypothesis. The municipal indicators tested as Bayesian spatial model covariates were selected by a combination of a Principal Components Analysis and *Deviance Information Criterion* criteria. Bayesian rates of stillbirth were calculated using Bayesian spatial models with and without covariates. The identification of spatio-temporal patterns was carried out using Bayesian spatio-temporal modeling. **Results:** Spatial autocorrelation was evidenced by the Moran and Geary indices, with no evidence of random distribution. The selection of municipal indicators resulted in five variables as finalists and the Bayesian spatial model comprising four municipal indicators was chosen as the best fit model, indicating a relation of increase of the fetal mortality rate in the municipalities that present the following characteristics: low percentage of children between 4 and 5 years attending school, high percentage of adolescents between 15 and 17 years old attending high school with up to a 2-year delay, high percentage of the population in households with a density over 2 people per dormitory and high percentage of the population exposed to very high social vulnerability. The amplitude of the Bayes empirical rates and Bayesian rates were reduced in relation to the gross rate, so that the global and local empirical Bayes rates presented the lowest and the highest variability among the calculated rates, respectively. The intermediate region of São José dos Campos and Baixada Santista presented high rates of fetal mortality and general relation of municipal indicators that indicated worse conditions. The region of Marília obtained higher rates of stillbirth according to the model chosen, despite the ratio of indicators showing good conditions. The Bayesian space-time model pointed to low and high-risk clusters and the Bayesian parametric temporal model presented a slight trend for decreased mortality rates over the years in SP. **Conclusions:** The findings obtained herein point out the need for intensification of public policies that generate greater attention to the health of pregnant women living in places with high social vulnerability and low per capita income, which are higher risk places for fetal mortality.

Descriptors: Fetal mortality, Spatial Analysis, Spatio-Temporal Analysis, Methodology, Biostatistics.

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	19
1.1. DEFINIÇÕES DOS EVENTOS	21
1.2. MORTALIDADE FETAL NO MUNDO	22
1.2.1. ESTIMATIVAS GERAIS E EVOLUÇÃO DA MORTALIDADE FETAL.....	22
1.2.2. PROBLEMAS RELACIONADOS ÀS ESTIMATIVAS	23
1.2.3. FALTA DE ATENÇÃO NA AGENDA DE SAÚDE GLOBAL	23
1.2.4. PLANOS DE AÇÃO E METAS PARA REDUÇÃO DA MORTALIDADE FETAL.....	24
1.3. MORTALIDADE FETAL NO BRASIL E NO ESTADO DE SÃO PAULO	25
1.4. FATORES DE RISCO PARA MORTALIDADE FETAL.....	25
1.5. ESTUDOS ECOLÓGICOS	27
2. OBJETIVOS	33
3. MÉTODOS.....	37
3.1. DELINEAMENTO DO ESTUDO.....	39
3.2. POPULAÇÃO DE ESTUDO	39
3.3. OBTENÇÃO DOS DADOS	39
3.4. OBTENÇÃO DOS MAPAS DIGITAIS	41
3.5. ÁREAS DE ABRANGÊNCIA	41
3.6. PERÍODO DE REFERÊNCIA.....	43
3.7. VARIÁVEIS DO ESTUDO.....	43
3.7.1. VARIÁVEIS DEPENDENTES.....	43
3.7.2. VARIÁVEIS INDEPENDENTES	44
3.8. PROCESSAMENTO DOS DADOS.....	44
3.9. ASPECTOS ÉTICOS	44
3.10. TÉCNICAS DE ANÁLISE DOS DADOS	45
3.10.1. ANÁLISE ESPACIAL EXPLORATÓRIA.....	45
3.10.2. MODELAGEM BAYESIANA ESPACIAL	46
3.10.3. MODELAGEM BAYESIANA ESPACIAL COM COVARIÁVEIS.....	48
3.10.4. SELEÇÃO DOS INDICADORES MUNICIPAIS	48
3.10.5. MODELAGEM BAYESIANA ESPAÇO-TEMPORAL.....	49
4. RESULTADOS	51
4.1. ANÁLISE ESPACIAL EXPLORATÓRIA.....	53

4.1.1.	TAXAS DE MORTALIDADE FETAL POR ANO NO ESTADO DE SP	53
4.1.2.	MATRIZ DE CONTIGUIDADE.....	54
4.1.3.	TAXAS BRUTAS E BAYESIANAS EMPÍRICAS DE MORTALIDADE FETAL.....	55
4.1.4.	AUTOCORRELAÇÃO ESPACIAL GLOBAL	56
4.2.	MODELO BAYESIANO ESPACIAL.....	57
4.3.	SELEÇÃO DOS INDICADORES MUNICIPAIS	58
4.3.1.	ETAPA 1	58
4.3.2.	ETAPA 2	58
4.3.3.	ETAPA 3	58
4.4.	MODELO BAYESIANO ESPACIAL COM COVARIÁVEIS	61
4.5.	COMPARAÇÕES ENTRE AS TAXAS DE MORTALIDADE FETAL	68
4.6.	MODELO BAYESIANO ESPAÇO-TEMPORAL	72
4.7.	CONSIDERAÇÕES FINAIS SOBRE MÉTODOS.....	75
5.	DISCUSSÃO	77
6.	CONCLUSÃO.....	83
	REFERÊNCIAS	87
	APÊNDICES	101
	APÊNDICE A - APROVAÇÃO PELO COMITÊ DE ÉTICA EM PESQUISA.....	103
	APÊNDICE B – ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS	105
	APÊNDICE C – TAXAS BRUTAS, BAYESIANAS EMPÍRICAS E TOTALMENTE BAYESIANAS DE MORTALIDADE FETAL POR MUNICÍPIO.....	109
	APÊNDICE D – CÓDIGOS DO SOFTWARE R.....	121
	ANEXOS	139
	ANEXO A – MUNICÍPIOS, REGIÕES GEOGRÁFICAS IMEDIATAS E INTERMEDIÁRIAS DO ESP.....	141
	ANEXO B – INDICADORES MUNICIPAIS	153
	CURRÍCULO LATTES.....	157

LISTA DE FIGURA

Figura 1 - Estado de SP delimitado por suas regiões geográficas intermediárias rotuladas e suas respectivas regiões geográficas imediatas e municípios.	42
Figura 2 - Estado de SP delimitado por suas regiões geográficas intermediárias e suas respectivas regiões geográficas imediatas rotuladas.	42
Figura 3 - Taxa Bruta de Mortalidade Fetal (por 1.000 nascidos) no estado de SP por ano.	53
Figura 4 - Mapa temático das taxas brutas de mortalidade fetal (por 1.000 nascidos) por município no estado de SP, total de óbitos fetais e nascidos vivos em período bienal, entre 2005 e 2016.	54
Figura 5 - Conexões entre os municípios da matriz de contiguidade do tipo <i>Queen</i>	55
Figura 6 - Mapa temático das taxas brutas e bayesianas empíricas de mortalidade fetal (por 1.000 nascidos) por município no estado de SP, total de óbitos fetais e nascidos entre 2005 e 2016.	56
Figura 7 - Mapa temático das taxas de mortalidade fetal (por 1.000 nascidos) estimadas a partir do modelo bayesiano espacial sem covariáveis. Estado de SP, 2005-2016.	57
Figura 8 - Gráfico Biplot com as duas dimensões obtidas pelo método PCA mostrando a variação multivariada entre os indicadores municipais.	59
Figura 9 - Mapas temáticos dos indicadores municipais selecionados como covariáveis do modelo bayesiano espacial. Estado de SP, 2005-2016.	61
Figura 10 - Mapa temático das taxas de mortalidade fetal (por 1.000 nascidos) estimadas a partir do modelo bayesiano espacial eleito. Estado de SP, 2005-2016.	63
Figura 11 – Diagramas de dispersão entre as taxas brutas e totalmente bayesianas de mortalidade fetal com as covariáveis do modelo eleito. Estado de SP, 2005-2016.	66
Figura 12 - Histogramas das covariáveis do modelo eleito. Estado de SP, 2005-2016.	67
Figura 13 - Histogramas das taxas de mortalidade fetal. Estado de SP, 2005-2016.	69
Figura 14 – Diagramas de dispersão entre as taxas brutas de mortalidade fetal com as taxas bayesianas empíricas e totalmente bayesiano. Estado de SP, 2005-2016.	71
Figura 15 – Distribuição das taxas de mortalidade fetal segundo ordenação crescente da taxa bruta nos municípios. Estado de SP, 2005-2016.	72

Figura 16 - Tendência temporal linear global e intervalos de credibilidade de 95% para mortalidade fetal para o modelo espaço-temporal paramétrico. Estado de SP, 2005-2016.....	73
Figura 17 - Mapa temático das taxas de mortalidade fetal (por 1.000 nascidos) obtidas pelo modelo bayesiano espaço-temporal paramétrico por município no estado de SP, total de óbitos fetais e nascidos vivos em período anual, entre 2005 e 2016.....	74

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Relação dos indicadores municipais cujos modelos bayesianos espaciais com adição de cada indicador municipal como covariável obtiveram valores DIC inferiores ao DIC do modelo bayesiano espacial sem covariável (DIC=3909.92).....	60
Tabela 2 - Modelos bayesianos espaciais finalistas e critério de ajuste Deviance Information Criterion.....	62
Tabela 3 – Estimativas dos parâmetros a posteriori dos efeitos fixos do modelo bayesiano espacial eleito com os respectivos intervalos de credibilidade (95%).....	64
Tabela 4 – Descrição das covariáveis do modelo eleito.....	65
Tabela 5 – Médias das taxas totalmente bayesianas e covariáveis do modelo eleito por regiões intermediárias. Estado de SP, 2005-2016.....	68
Tabela 6 – Descrição das taxas brutas, empíricas bayesianas e totalmente bayesianas de mortalidade fetal.....	69
Tabela 7 - Os vinte municípios com maiores e menores taxas brutas de mortalidade fetal, com as respectivas taxas empíricas bayesianas e totalmente bayesianas. Estado de SP, 2005-2016.....	70
Tabela 8 - Relação das cargas fatoriais entre os fatores resultantes do método PCA e indicadores municipais; valores DIC da modelagem bayesiana espacial com cada indicador como covariável.....	105
Tabela 9 – Relação das taxas brutas, bayesianas empíricas e totalmente bayesianas de mortalidade fetal por município. Estado de SP, 2005-2016.....	109
Tabela 10 – Relação dos municípios do ESP e suas respectivas regiões geográficas imediatas (RGI) e intermediárias (RGINT).	141
Tabela 11 – Siglas e descrição dos indicadores socioeconômicos utilizados na técnica PCA.	153

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ARIMA	<i>Autoregressive Integrated Moving-Average</i>
CEP	Comitê de Ética em Pesquisa
CID-10	10ª Revisão da Classificação Internacional de Doenças
CID-9	9ª Revisão da Classificação Internacional de Doenças
DATASUS	Departamento de Informática do SUS
DIC	<i>Deviance Information Criterion</i>
DO	Declaração de óbito
ENAP	<i>The Every Newborn Action Plan</i>
FJP	Fundação João Pinheiro
FSP	Faculdade de Saúde Pública
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
iCAR	<i>Intrinsic Conditional Autoregressive Structure</i>
IDHM	Índice de Desenvolvimento Humano Municipal
IID	Independente e identicamente distribuída
IMMPACT	<i>Initiative for Maternal Mortality Programme Assessment</i>
INLA	<i>Integrated Nested Laplace Approximation</i>
IPEA	Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada
IPRS	Índice Paulista de Responsabilidade Social
IPVS	Índice Paulista de Vulnerabilidade Social
IVS	Índice de Vulnerabilidade Social
LDB	Lei de Diretrizes e Bases da Educação Nacional
MCMC	Monte Carlo via cadeias de Markov
MDG	<i>Millennium Development Goals</i>
NV	Declaração de nascido vivo
OMS	Organização Mundial da Saúde
PCA	<i>Principal Component Analysis</i>
PNUD	Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento
Pres.	Presidente
RGI	Regiões geográficas imediatas
RGINT	Regiões geográficas intermediárias

R-INLA	<i>Integrated Nested Laplace Approximation</i> no software R
RM	Razões de Mortalidade
SEADE	Fundação Sistema Estadual de Análise de Dados
SIM	Sistema de Informação sobre Mortalidade
SINASC	Sistema de Informação sobre Nascidos Vivos
SJC	São José dos Campos
SJRP	São José do Rio Preto
SP	São Paulo
SUS	Sistema Único de Saúde
TCLE	Termo de Consentimento Livre e Esclarecido
UN	United Nations
UNICEF	Fundo das Nações Unidas para a Infância
USP	Universidade de São Paulo
WHO	<i>World Health Organization</i>

INTRODUÇÃO

1.1. DEFINIÇÕES DOS EVENTOS

Segundo Laurenti et al. (2005), as estatísticas de mortalidade estão entre os indicadores mais utilizados para identificação de problemas de saúde em uma população. As taxas de mortalidade infantil e, mais atualmente, da mortalidade perinatal - que inclui os componentes neonatal precoce e fetal -, são indicadores relacionados às condições de vida, socioeconômicas e ambientais, constituindo resultados de interações de diversos fatores como serviços de saneamento básico, acesso e qualidade de assistência médica, pré-natal e perinatal e características do indivíduo (BRASIL, 2009; VERMELHO et al., 2002).

De acordo com a definição da Organização Mundial da Saúde (OMS), a mortalidade fetal é “a morte de um produto da concepção, antes da expulsão ou da extração completa do corpo da mãe, independentemente da duração da gravidez”. Indica o óbito fetal caso o feto não respire ou apresente algum outro sinal de vida após a separação do corpo da mãe (WHO, 2016; SÃO PAULO, 2011a).

Os critérios mais específicos para discriminar aborto e mortalidade fetal podem variar por localidade, visto que é possível verificar diferenças no conceito em um mesmo país. Os critérios geralmente são definidos por variáveis como idade gestacional, peso e comprimento do feto (NGUYEN; WILCOX, 2005).

A OMS adotou para a 9ª Revisão da Classificação Internacional de Doenças (CID-9) o conceito de óbito fetal como óbito acima de 1.000g de peso ao nascer ou óbito acima de 28 semanas. Com a implantação da 10ª Revisão da Classificação Internacional de Doenças (CID-10) em 1996, padronizou-se a definição de período perinatal entre 22 semanas completas de gestação e 7 dias completos de vida. Por consequência, desde então é definido no Brasil como mortalidade fetal a morte do feto com 22 semanas completas de gestação ou com peso igual ou superior a 500g (WHO, 2016). A OMS, porém, sugere como definição de óbito fetal para fins de comparações internacionais o critério definido na CID-9 (LAWN et al., 2011; COUSENS et al., 2011).

Para relativizar os óbitos e permitir estudos e comparações entre diversos locais e períodos, calculam-se taxas de mortalidade fetal. A taxa de mortalidade fetal é definida neste trabalho pela relação da quantidade de óbitos fetais, ocorridos com pelo menos 22

semanas completas de gestação ou com peso igual ou superior a 500g em relação à soma de um mil nascidos totais, que incluem os nascidos vivos e os óbitos fetais, de acordo com a equação abaixo (BRASIL, 2009 e WHO, 2016).

$$\text{Taxa de Mortalidade Fetal} = \frac{\text{Número de óbitos fetais de mães residentes}^*}{\text{Número de nascimentos totais (vivos e mortos) de mães residentes}} \times 1.000$$

*22 semanas de gestação ou mais ou peso igual ou superior a 500g.

Independente da definição de óbito fetal, os óbitos fetais e nascidos vivos devem ser ocorrências em uma determinada unidade geográfica e período de tempo.

1.2. MORTALIDADE FETAL NO MUNDO

1.2.1. Estimativas Gerais e Evolução da Mortalidade Fetal

As primeiras estimativas mundiais da mortalidade fetal foram publicadas em 2006 pela OMS e pelo programa Iniciativa para Avaliação do Programa de Mortalidade Materna (IMMPACT, do inglês *Initiative for Maternal Mortality Programme Assessment*), ambos com informações referentes ao ano de 2000. Segundo a OMS, foram estimados 3,3 milhões de óbitos fetais (WHO, 2006), enquanto que o programa IMMPACT inferiu 3,2 milhões de óbitos fetais (STANTON et al., 2006) no ano 2000. Em ambos os casos foi utilizada a definição de óbito fetal da CID-10.

Apesar das estimativas globais de natimortos serem similares, Cousens et al. (2011) revisaram os estudos e identificaram divergências nas estimativas entre países, principalmente em países de alta mortalidade. Essas divergências se devem a inconsistências e baixa qualidade dos dados. Ademais, Cousens et al. (2011) também propuseram um novo modelo de estimativa baseado em ajustes pela mortalidade neonatal e demais covariáveis para o ano de 2009, retrospectando até 1995. As novas estimativas apontaram 3,03; 2,88 e 2,64 milhões de natimortos nos anos de 1995, 2000 e 2009, respectivamente. Dessa forma, se observa uma redução de 14% na mortalidade fetal em 15 anos.

Segundo Blencowe et al. (2016), a taxa de mortalidade fetal em todo o mundo em 2015 foi de 18,4/1.000 nascidos, abaixo dos 24,7/1.000 nascidos em 2000, sinalizando uma redução de 25,5% na taxa em 16 anos.

Revisões com dados mais recentes apontaram que o número de óbitos fetais resultou em pouco progresso nos últimos anos, com 2,6 milhões de eventos em todo o mundo em 2015 (BLENCOWE et al., 2016; BERNIS et al., 2016; LAWN et al., 2016). Este valor é o mesmo estimado em 2009 por Cousens et al. (2011), indicando estabilidade da taxa durante os últimos sete anos.

1.2.2. Problemas Relacionados às Estimativas

Para cálculo de estimativas de mortalidade fetal no mundo, foram apontados como complicações nos desenvolvimentos de estudos mais robustos sobre o tema, motivos como ausência de sistemas nacionais de registro para natimorto (BLENCOWE et al., 2013; ALMEIDA et al., 2006); falha nos registros de nascidos e óbitos fetais (LAWN et al., 2014; COUSENS et al., 2011), erros de classificação entre óbito fetal e neonatal precoce (JOSEPH et al., 2012; ALMEIDA et al., 2006; KRAMER et al., 2002) e imprecisões na informação da causa de mortalidade na declaração de óbito (BARBEIRO et al., 2015; MACDORMAN e GREGORY, 2015; GRAVETT; RUBENS; NUNES, 2010).

A ausência de sistemas nacionais de registro para natimorto, assim como falha nos registros de nascidos e óbitos fetais ocorrem principalmente nos países de baixa e média renda com altas taxas de mortalidade fetal e neonatal. A falha nos registros de óbitos fetais e neonatais acarreta na não emissão de certidão de nascimento e/ou de óbito, respectivamente e na subnotificação dos registros de óbito fetal.

Estes problemas apontam para a necessidade de criação de métricas consistentes e padronizadas na contagem de nascidos e óbitos, assim como assertividade na classificação e causa do óbito (REINEBRANT et al., 2017; LAWN et al., 2014). A qualidade da informação é de supra importância para que a mortalidade fetal atenda as metas globais (REINEBRANT et al., 2017) e sejam direcionados investimentos em cuidados de maternidade (FRØEN et al., 2011).

1.2.3. Falta de Atenção na Agenda de Saúde Global

Apesar da literatura apontar a importância e necessidade de medidas de prevenção e redução da mortalidade fetal, esta tem sido negligenciada há muito tempo (DARMSTADT et al., 2014; PITT et al., 2012), com inclusão do tema da agenda de saúde global apenas em 2014.

O Programa Desenvolvimento do Milênio das Nações (MDG, do inglês *Millennium Development Goals*), por exemplo, foi um acordo conjunto entre todos os países e as principais instituições de desenvolvimento do mundo com definição de metas relacionadas a redução das taxas de pobreza extrema, contenção da propagação do HIV / AIDS e acesso à educação primária universal. Estas metas foram definidas em 2000 com prazo para serem cumpridas até 2015. O programa apontou que a redução da mortalidade neonatal foi mais lenta do que a mortalidade materna e infantil (BLENCOWE et al., 2016; UNITED NATIONS, 2013; LAWN et al., 2011). Até o encerramento do programa os natimortos não haviam sido mencionados em documentos relacionados, alertando o risco de deixar os natimortos ainda mais invisíveis (LAWN et al., 2014).

1.2.4. Planos de Ação e Metas para Redução da Mortalidade Fetal

Em 2011, a revista *The Lancet* publicou a série "The Lancet's Stillbirths Series" com artigos que visam discutir sobre as taxas e causas de mortalidade fetal, medidas efetivas para prevenção das mortalidades maternas, fetais e neonatais e planos de ações para redução da taxa de mortalidade fetal até 2020 (BHUTTA et al., 2011; GOLDENBERG et al., 2011).

Entretanto, a mortalidade fetal teve sua inserção oficial na agenda de saúde global com a inclusão de metas relacionadas ao tema no Plano de Ação para Todos os Recém-nascidos (ENAP, do inglês *The Every Newborn Action Plan*) em 2014. Este plano de ação foi desenvolvido pela OMS e Fundo das Nações Unidas para a Infância (UNICEF) e tem por objetivo erradicar as mortes evitáveis maternas, de fetos e recém-nascidos a partir do fortalecimento de estratégias na saúde materna e neonatal (WHO; UNICEF, 2014). As metas estipuladas do ENAP devem ser cumpridas até 2035 por todos os 193 países membros da UNICEF, incluindo o Brasil. As metas relacionadas à mortalidade fetal e neonatal estão divididas para períodos em quatro períodos com o intuito de monitorar a progressão das taxas dessas taxas. Segundo a ENAP, a mortalidade fetal deveria atingir

as taxas globais de no máximo 15/1.000 nascidos, 12/1.000 nascidos, 9/1.000 nascidos e 8/1.000 nascidos até 2020, 2025, 2030 e 2035, respectivamente, atingindo assim o fim das mortes evitáveis de fetos e recém-nascidos.

A taxa de mortalidade fetal foi adicionada na Lista de Referência Global da OMS dos 100 Indicadores Principais de Saúde, divulgada em 2015. Esta lista faz parte do projeto da OMS e parceiros e tem por objetivo a construção de melhores sistemas de dados de saúde (WHO, 2015).

Em 2016, A revista *The Lancet* publicou a série de artigos “Ending Preventable Stillbirths” que visam discutir a situação atual da mortalidade fetal e identificação de ações para acelerar o progresso das metas definidas pela ENAP de 2035 para 2030 (THE LANCET, 2016). No entanto, o progresso na redução da taxa de mortalidade fetal continua lento e insuficiente para atingir as metas nacionais e globais (BLENCOWE et al., 2016).

1.3. MORTALIDADE FETAL NO BRASIL E NO ESTADO DE SÃO PAULO

Vieira et al. (2016) estudaram o perfil dos óbitos fetais no Brasil entre 1996 e 2012 a partir de dados disponíveis pelo Departamento de Informática do Sistema Único de Saúde (DATASUS) e observaram que a taxa geral de mortalidade fetal no Brasil reduziu de 13,4/1.000 nascidos em 1996 para 10,0/1.000 nascidos em 2012, indicando um decréscimo de 25% durante o período. As distribuições das taxas e das causas de mortalidade, assim como o comportamento das taxas ao longo do tempo, porém, apresentaram comportamentos heterogêneos por regiões do país. As regiões Norte e Nordeste, por exemplo, apresentaram taxas maiores que as taxas gerais do Brasil. Dessa forma, este estudo evidencia a importância de se estudar o fenômeno em um contexto espacial dado que diferentes regiões geográficas produzem taxas diferentes.

Destaca-se que os dados de mortalidade fetal podem resultar em taxas subestimadas ou superestimadas, dado que não é possível garantir o mesmo nível de qualidade da informação para todas as regiões geográficas do Brasil (PEDRAZA, 2012).

1.4. FATORES DE RISCO PARA MORTALIDADE FETAL

Em relação aos fatores de risco associados à mortalidade fetal, a literatura aponta evidências de que o evento no Brasil está relacionado a características maternas, do feto, de assistência e ambientais. Dentre as características maternas, estão as socioeconômicas, psicossociais, biológicas e da história reprodutiva.

Segundo as características socioeconômicas maternas, foram identificados como fatores de risco para mortalidade fetal o analfabetismo ou baixa escolaridade (VIEIRA, 2017; KLEIN et al., 2012; ANDRADE et al., 2009; ALMEIDA et al., 2007; LANSKY et al., 2007); obesidade (CARVALHO; PELLANDA; DOYLE, 2018; FELISBINO-MENDES et al., 2014) e cor preta ou parda (VIEIRA, 2017; OLIVEIRA et al., 2010).

Dentre as características psicossociais maternas, estão a ausência de união estável ou união estável recente (VIEIRA, 2017; FONSECA e COUTINHO, 2010; ALMEIDA et al., 2007) e presença de violência doméstica (FONSECA e COUTINHO, 2010; OLIVEIRA et al., 2010).

A mortalidade fetal está associada a características biológicas e da história reprodutiva materna como anemia (AQUINO; CECATTI; MARIANI NETO, 1998); complicações intraparto (LANSKY et al., 2007; FERRAZ; GRAY, 1991); crescimento intrauterino restrito (FONSECA e COUTINHO, 2010; ALMEIDA et al., 2007); descolamento de placenta (AQUINO; CECATTI; MARIANI NETO, 1998); hemorragia durante a gestação (VIEIRA, 2017; ALMEIDA et al., 2007; NEVES et al., 2004); natimortalidade prévia (VIEIRA, 2017; KLEIN et al., 2012; OLIVEIRA et al., 2010; ALMEIDA et al., 2007; NEVES et al., 2004; AQUINO; CECATTI; MARIANI NETO, 1998; FERRAZ; GRAY, 1991); hospitalização durante a gestação (AQUINO; CECATTI; MARIANI NETO, 1998); idade maior ou igual a 35 anos (VIEIRA, 2017; ANDRADE et al., 2009), idade maior ou igual a 41 anos (ALMEIDA; ALMEIDA; PEDREIRA, 2015) ou idade abaixo de 20 anos (CARVALHO; PELLANDA; DOYLE, 2018; AQUINO; CECATTI; MARIANI NETO, 1998); infecção sintomática da dengue (PAIXÃO et al., 2017); morbidades maternas como hipertensão e diabetes (VIEIRA, 2017; KLEIN et al., 2012; FONSECA e COUTINHO, 2010; ALMEIDA et al., 2007; NEVES et al., 2004; AQUINO; CECATTI; MARIANI NETO, 1998); sífilis (VIEIRA, 2017; AQUINO; CECATTI; MARIANI NETO, 1998).

Dentre as características do feto associadas à mortalidade fetal estão a ocorrência de malformações fetais (KLEIN et al., 2012; ANDRADE et al., 2009; ALMEIDA et al., 2007; FERRAZ; GRAY, 1991) e feto do sexo masculino (OLIVEIRA et al., 2010).

As características de assistência identificadas com mortalidade fetal são pré-natal inadequado ou ausente (VIEIRA, 2017; KLEIN et al., 2012; FONSECA e COUTINHO, 2010; OLIVEIRA et al., 2010; ANDRADE et al., 2009; ALMEIDA et al., 2007; NEVES et al., 2004; AQUINO; CECATTI; MARIANI NETO, 1998; FERRAZ; GRAY, 1991) e as características ambientais são exposição à poluição (MEDEIROS et al., 2009; PEREIRA et al., 1998).

Observa-se que foram localizados poucos estudos sobre mortalidade fetal no Brasil, reflexo de baixa visibilidade ao tema. A maioria dos estudos mencionados acima ocorreram nas região Sudeste e Sul, que são localidades com menores taxas de mortalidade fetal no Brasil (BARBEIRO et al., 2015).

Segundo César et al. (2000) (apud OLIVEIRA et al., 2010), fatores como analfabetismo, baixa escolaridade, raça preta ou parda, idade abaixo de 20 anos e falhas na assistência do pré-natal podem na realidade ser reflexo do “efeito-pobreza” e não precisamente dos efeitos escolaridade, idade ou cor da pele materna. Este efeito-pobreza evidencia o desafio enfrentado principalmente pelo setor público para que ocorram melhorias constantes da qualidade e condições de assistência à gestação, ao parto e ao recém-nascido tanto em relação ao atendimento a pacientes com estes perfil pelos profissionais de saúde, assim como incrementos de políticas públicas.

1.5. ESTUDOS ECOLÓGICOS

Estudos ecológicos consideram um grupo de pessoas como unidade de análise, ao invés de indivíduos. Desse modo, a associação de características do ambiente em relação ao desfecho é mensurada em nível de grupo.

As medidas ecológicas podem ser classificadas em agregadas, ambientais e globais. As medidas agregadas são medidas-resumo de um grupo de indivíduos, sendo geralmente média, mediana ou proporção; as medidas ambientais são características físicas do lugar da unidade de observação e as medidas globais são atributos de grupo ou lugar que não seja a nível de grupo de indivíduos ou ambientais, como por exemplo densidade ambiental, número de hospitais, indicador de coleta de lixo etc (ROTHMAN; GREENLAND; LASH, 2011).

Estudos ecológicos compreendem reconhecer padrões espaciais, temporais e espaço-temporais de um fenômeno (ROTHMAN; GREENLAND; LASH, 2011). Estudos com dimensões espaciais objetivam analisar variações geográficas de uma certa doença em relação a fatores ambientais, socioeconômicos, comportamentais, dentre outros (ELLIOTT; WARTENBERG, 2004), buscando geralmente identificar áreas caracterizadas por altos ou baixos riscos relativo, enquanto que estudos segundo dimensões temporais objetivam analisar as taxas de uma certa doença ao longo do tempo. Conseqüentemente, os estudos espaço-temporais incorporam ambas dimensões.

Apesar das diversas vantagens deste tipo de estudo, como baixo custo, conveniência e apresentação dos resultados, o estudo ecológico geralmente apresenta problemas como flutuação aleatória, autocorrelação espacial e falácia ecológica. A flutuação aleatória ocorre quando se observa alta variabilidade das taxas em regiões com menor número de eventos observados e a autocorrelação espacial incide quando regiões próximas apresentam taxas similares entre si. Por consequência destas duas características, torna-se importante o uso de métodos estatísticos que absorvam estas características (ROTHMAN; GREENLAND; LASH, 2011), como uso de modelos autoregressivos e de médias móveis integrados (ARIMA, do inglês *Autoregressive Integrated Moving-Average*), que são úteis quando as análises são específicas para dados de séries temporais agregados - dado que o componente autoregressivo se refere ao desenvolvimento da taxa ao longo do tempo - e uso de modelos bayesianos, que podem incluir simultaneamente efeitos espaciais e temporais. A falácia ecológica é um problema frequente em estudos ecológicos onde os resultados das análises, que são realizadas a nível de agrupamento, são inferidas para o nível do indivíduo, gerando assim conclusões equivocadas.

As variações geográficas de uma certa morbidade ou mortalidade podem auxiliar na compreensão de como a cultura, o ambiente e o comportamento interagem com a saúde e a doença (MOORE; CARPENTER, 1999). Vedovato, Lourenço e Donalisio (2011) destacam que estudos que associam a dimensão espaço-temporal e eventos de saúde conseguem avaliar o impacto de condições ambientais adversas sobre a saúde dos seres humanos, contribuindo desta forma com implantação de políticas de saúde.

A fim de evitar possíveis vieses e confusões nas estimativas, é fundamental uma compreensão detalhada da qualidade dos dados, dado que erros nos dados podem resultar em subestimativas do evento em uma localidade devido a subnotificações (ELLIOTT; WARTENBERG, 2004).

Na busca bibliográfica sobre a temática de mortalidade fetal no Brasil no contexto exploratório espacial, verifica-se escassez sobre o tema. Foram identificados apenas quatro estudos nas bases de dados pesquisadas (Lilacs, Scielo, PubMed e Google Scholar), dos quais três consideraram a taxa de mortalidade perinatal sem segregar em período fetal e neonatal precoce (Quadro 1). Todos os estudos trabalharam com dados disponibilizados pelo DATASUS.

MUKAI (2012) identificou evidências de dependência espacial ao analisar o Índice de Moran entre os 38 municípios do estado de São Paulo (SP) que compõem a Região do Vale da Paraíba para mortalidade neonatal precoce. O estudo foi realizado com dados no período entre 2004 e 2008. Para a mortalidade fetal não foi evidenciado dependência espacial significativa, porém observou-se aglomerado de municípios com alto risco. O estudo também identificou clusters de alto risco para mortalidade perinatal por meio do diagrama de espalhamento de Moran e apontou correlação positiva o evento e o Índice Paulista de Responsabilidade Social (IPRS).

Martins et al. (2013) estudou a distribuição espacial mortalidade perinatal e sua relação com a vulnerabilidade social em nove distritos sanitários do município de Belo Horizonte durante os anos de 2003 e 2007. Os resultados a regressão logística apontaram que mães com baixa escolaridade tendem a ter piores condições socioeconômicas e maior vulnerabilidade a situações de risco, contribuindo para a mortalidade fetal e infantil.

Venâncio et al. (2016) mostrou a existência de padrões de mortalidade perinatal nos 645 municípios do estado de SP entre os anos de 2003 e 2012 por meio do Índice de Moran, identificando 35 municípios de alto risco localizados nas regiões Leste, Sudoeste, Oeste e Noroeste do estado.

Nascimento et al. (2017) avaliou dependência espacial para mortalidade perinatal nas 63 áreas de ponderação do município de Salvador pelos índices Global e Local Geary e Moran durante o ano de 2007. Foi observado dependência espacial para mortalidade perinatal evitável nos cuidados na gravidez e identificado regiões de alto risco na região norte do município.

Schramm e Szwarcwald (2000) verificaram que os contrastes regionais entre as taxas de mortalidade fetal e neonatal estão associados a indicadores de cobertura, utilização e acesso aos serviços do Sistema Único de Saúde (SUS), apontando maior frequência de falhas no sistema de atenção ao parto e puerpério nas regiões Norte e Nordeste. Estes resultados ressaltam a importância de monitoramento espaço-temporais para identificação de padrões para melhor organização de programas materno-infantis.

A modelagem bayesiana espaço-temporal para mortalidade fetal poderá contribuir para aprimorar o conhecimento do modelo causal ou do conjunto de fatores de risco para a mortalidade fetal a partir da identificação das relações existentes e possíveis contribuições das variáveis sobre o desfecho.

O presente trabalho tem por objetivo buscar as possíveis evidências da presença de diferenciais inter-municípios e temporais dos padrões de mortalidade fetal no estado de SP e identificar fatores associados.

JUSTIFICATIVA

Evidenciar a presença de diferenciais inter-municípios e temporais dos padrões de mortalidade fetal no estado de SP e identificar fatores associados que possam trazer informações relevantes para o planejamento de políticas e adoção de medidas preventivas à saúde materno-infantil principalmente nas regiões de maior risco, dado que uma determinada proporção de óbitos fetais pode ser considerada evitável (BERNIS et al., 2016).

Quadro 1 – Estudos sob temática de mortalidade fetal no Brasil no contexto espacial.

Id	Estudo	Local	Unidade espacial	Período dos dados	Desfecho	Achados
1	MUKAI AO, 2012	Região do Vale da Paraíba	39 municípios do estado de SP	2004 - 2008 (5 anos)	Mortalidade perinatal	Foi identificado dependência espacial entre os municípios do Vale da Paraíba para mortalidade neonatal precoce, não sendo evidenciado o comportamento para mortalidade fetal.
2	MARTINS et al., 2013	Belo Horizonte	9 Distritos Sanitários (DS)	2003 - 2007 (5 anos)	Mortalidade perinatal	Foi observado evidências de dependência espacial entre os distritos sanitários para mortalidade perinatal.
3	VENÂNCIO et al., 2016	Estado de São Paulo	645 municípios do estado de SP	2003 - 2012 (10 anos)	Mortalidade perinatal	Foi identificado dependência espacial entre os municípios do estado de SP para mortalidade perinatal.
4	NASCIMENTO et al., 2017	Salvador	63 áreas de ponderação formadas por setores censitários	2007 (1 ano)	Mortalidade perinatal	Foi identificado dependência espacial entre as áreas de ponderação de Salvador para mortalidade perinatal.

OBJETIVOS 2

OBJETIVOS

Buscar as possíveis evidências da presença de diferenciais inter-municípios e temporais dos padrões de mortalidade fetal no estado de SP e identificar fatores associados ao evento. Como objetivos específicos, tem-se:

- Estimar taxas brutas, bayesianas empíricas e totalmente bayesianas de mortalidade fetal considerando os municípios como unidade de análise;
- Verificar evidências de autocorrelação espacial da mortalidade fetal no estado de SP pelo Índice Global de Moran e pela Estatística Global de Geary;
- Identificar fatores associados à mortalidade fetal por meio de seleção de indicadores municipais via Análise de Componentes Principais e Modelagem Bayesiana Espacial e critério *Deviance Information Criterion*;
- Verificar evidências de padrões espaço-temporais na mortalidade fetal no estado de SP.

MÉTODOS

3.1. DELINEAMENTO DO ESTUDO

Trata-se de um estudo do tipo ecológico em que a unidade de análise considerada são os municípios.

3.2. POPULAÇÃO DE ESTUDO

Foram considerados os óbitos fetais e nascidos vivos de mães residentes e ocorridos no estado de SP entre o período de 2005 e 2016.

3.3. OBTENÇÃO DOS DADOS

Os dados utilizados no estudo foram obtidos por três fontes: Fundação Sistema Estadual de Análise de Dados (SEADE), Atlas Brasil e Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA).

Os dados relativos a contagem de nascidos vivos e óbitos fetais e de 15 indicadores municipais como Índice Paulista de Vulnerabilidade Social (IPVS) e Índice Paulista de Responsabilidade Social (IPRS) foram obtidos por meio da plataforma online Sistema de Tabulação dos Microdados do Registro Civil para o Estado de São Paulo da Fundação Seade, que disponibiliza informações do estado de SP pelos seguintes endereços eletrônicos: <http://www.imp.seade.gov.br/frontend/#/perfil> e <http://produtos.seade.gov.br/produtos/mrc/>.

A Fundação Seade realiza o processamento e divulgação das informações sobre nascidos vivos e óbitos do Registro Civil e vincula dados das respectivas declarações de nascidos vivos (DNV) e declarações de óbitos (DO) disponibilizados pelo Sistema de Informação sobre Nascidos Vivos (SINASC) e Sistema de Informação de Mortalidade (SIM), respectivamente (SEADE, 2018).

A plataforma online Atlas Brasil, que disponibiliza a consulta do Índice de Desenvolvimento Humano Municipal (IDHM), além de demais indicadores associados (demografia, educação, renda, trabalho, habitação e vulnerabilidade), em função dos dados dos

Censos Demográficos de 1991, 2000 e 2010, forneceu 141 indicadores. Os dados estão disponíveis no endereço eletrônico: <http://www.atlasbrasil.org.br/2013/pt/download/>. A plataforma online Atlas Brasil é um produto implantado pelas instituições Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento (PNUD), IPEA e Fundação João Pinheiro (FJP), com colaboração e apoio técnicos e institucional de diversas instituições parceiras (PNUD; IPEA; FJP, 2016).

E por fim, quatro indicadores foram obtidos pela plataforma online 'O Atlas', que disponibiliza a consulta do Índice de Vulnerabilidade Social (IVS) e outros indicadores associados. Os dados estão disponíveis no endereço eletrônico: <http://ivs.ipea.gov.br/index.php/pt/planilha>. Esta plataforma é uma ferramenta do IPEA e que conta com apoio de diversas instituições parceiras (BRASIL, 2016).

Dos indicadores municipais obtidos, os índices IPVS, IPRS, IDHM e IVS, citados acima, foram construídos a partir de outros indicadores brutos. Segue abaixo uma descrição de tais indicadores:

- **IPVS:** O Índice Paulista de Vulnerabilidade Social (IPVS) é uma tipologia criada a partir de uma análise de concentração de pobreza realizado pela Fundação Seade e divulgada em 2013. A análise foi realizada por meio da metodologia análise fatorial, de modo que o índice é composto por dados de desempenho econômico e social como renda, escolaridade, acesso aos serviços prestados pelo Estado, oportunidades de mobilidade social e condições de admissão no mercado de trabalho (SEADE, 2018). A variável IPVS é qualitativa ordinal em 7 grupos de vulnerabilidade social: baixíssima; muito baixa, baixa, média, alta (urbanos), muito alta e alta (rurais), sendo disponibilizadas como informações a distribuição de frequências dos habitantes de cada município nos grupos definidos.
- **IPRS:** O Índice Paulista de Responsabilidade Social (IPRS) é um índice construído pela Fundação Seade com o objetivo de mensurar o grau de desenvolvimento humano dos municípios paulistas. Ao índice foram consideradas três dimensões: renda, escolaridade e longevidade (GOVERNO DO ESTADO DE SÃO PAULO, 2014).
- **IDHM:** O Índice de Desenvolvimento Humano Municipal (IDHM) é um índice adaptado pelo PNUD Brasil, Ipea e Fundação João Pinheiro da metodologia do IDH Global para os municípios brasileiros de acordo com o contexto brasileiro. O IDHM

brasileiro também considera as três dimensões do IDH Global: longevidade, educação e renda (PNUD; IPEA; FJP, 2016).

- **IVS:** O Índice de Vulnerabilidade Social (IVS) é um índice proposto pelo IPEA e que reflete diferentes aspectos das condições de vida dos municípios brasileiros. O IVS é resultado da seleção de dezesseis indicadores selecionados a partir das variáveis dos censos demográficos do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) e particionados em três dimensões: IVS Infraestrutura Urbana, IVS Capital Humano e IVS Renda e Trabalho (BRASIL, 2016).

Todos indicadores tem como fonte o Censo Demográfico de 2010 (IBGE). Todas as fontes de informações utilizadas disponibilizam os dados de maneira gratuita, de forma que não se torna necessário algum tipo de solicitação para utilizá-los.

3.4. OBTENÇÃO DOS MAPAS DIGITAIS

Os mapas digitais dos municípios do estado de SP e de agregados de municípios denominadas regiões intermediárias e de integração foram obtidos pelo IBGE, disponibilizados gratuitamente e em formato *shapefile* (shp), a partir dos endereços eletrônicos: ftp://geoftp.ibge.gov.br/organizacao_do_territorio/malhas_territoriais/malhas_municipais/municipio_2010/sp/ e ftp://geoftp.ibge.gov.br/organizacao_do_territorio/divisao_regional/divisao_regional_do_brasil/divisao_regional_do_brasil_em_regioes_geograficas_2017/shp/, respectivamente.

3.5. ÁREAS DE ABRANGÊNCIA

O estado de SP é constituído por 545 municípios, 53 regiões geográficas imediatas e 11 regiões geográficas intermediárias. A Tabela 10 (Anexo A) lista os municípios do estado e suas respectivas regiões geográficas imediatas e intermediárias, enquanto que as Figuras 1 e 2 apontam as geográficas intermediárias e imediatas, respectivamente.

Figura 1 - Estado de SP delimitado por suas regiões geográficas intermediárias rotuladas e suas respectivas regiões geográficas imediatas e municípios.



Figura 2 - Estado de SP delimitado por suas regiões geográficas intermediárias e suas respectivas regiões geográficas imediatas rotuladas.



Legenda

Adam.: Adamantina
 Brag. Paulista: Bragança Paulista
 Carag.: Caraguatatuba
 Guarating.: Guaratinguetá
 Pindam.: Pindamonhangaba

Pirac.: Piracicaba
 Pres.: Presidente
 São Seb.: São Sebastião
 SJRP: São José do Rio Preto

As regiões geográficas imediatas e intermediárias mais atuais são de 2017 e foram baseadas nas unidades mesorregionais e microrregionais instituídas em 1990, baseadas nas mudanças do contexto político-institucional ocorridas no país durante este período (BRASIL, 2017a; BRASIL, 2017b). Os municípios são entes federativos de menor nível hierárquico criados no âmbito na unidade federativa, segundo a Constituição da República Federativa do Brasil de 1988 (BRASIL, 2002).

3.6. PERÍODO DE REFERÊNCIA

Foram considerados os nascimentos e óbitos fetais de mães residentes e ocorridos no estado de SP no período de 01/01/2005 a 31/12/2016. O período de estudo foi definido pelos doze anos mais recentes da disponibilidade dos dados consolidados.

3.7. VARIÁVEIS DO ESTUDO

3.7.1. Variáveis Dependentes

O evento de interesse se caracteriza pela taxa de mortalidade fetal, calculado a partir do número de óbitos fetais e nascidos totais (vivos e mortos). O óbito fetal é definido quando o feto vai a óbito com pelo menos 22 semanas completas de gestação ou com peso igual ou superior a 500g, conforme definição da OMS (2006).

Assim, a taxa de mortalidade fetal é definida como o número de óbitos fetais, com pelo menos 22 semanas completas de gestação ou com peso igual ou superior a 500g, ocorridos no estado de SP durante os anos de 2005 e 2016 e de mães residentes do estado, em relação à soma de nascidos vivos e mortos multiplicado por 1.000, na mesma localidade e período (WHO, 2016; GOVERNO DO ESTADO DE SÃO PAULO, 2018).

3.7.2. Variáveis Independentes

Foram obtidos 160 indicadores municipais relacionados à educação (58), condições de vida (35), trabalho (29), renda (26), demografia (7) e longevidade (5), conforme listagem apresentada na Tabela 11 (Anexo B), com breves especificações. Reforça-se que todos os indicadores tem como fonte o Censo Demográfico de 2010 (IBGE) e são dados de acesso público.

3.8. PROCESSAMENTO DOS DADOS

Os dados foram codificados utilizando-se o programa Microsoft Excel 2010 e exportados para o software estatístico R 3.4.2 (R CORE TEAM, 2016) onde foram processados os mapas temáticos e as análises dos dados por meio dos pacotes, denominados como *libraries* no software R:

- *rgdal* (BIVAND, 2018) para importação dos mapas digitais;
- *classInt* (BIVAND, 2017a) para definição dos intervalos numéricos das variáveis dos mapas temáticos;
- *spdep* (BIVAND, 2017b) para construção da matriz de contiguidade, obtenção das taxas bayesianas empíricas globais e locais, cálculo do Índice Global de Moran e Estatística Global de Geary e construção do diagrama de espalhamento de Moran;
- *FactoMineR* (HUSSON et al., 2018) e *factoextra* (ALBOUKADEL e FABIAN, 2017) para obtenção da Análise de Componentes Principais;
- *R-INLA* (do inglês, *Integrated Nested Laplace Approximation* no software R) (RUE et al., 2018) para modelagem bayesiana.

3.9. ASPECTOS ÉTICOS

O presente projeto de pesquisa foi submetido ao Comitê de Ética em Pesquisa (CEP) da Faculdade de Saúde Pública (FSP) sob o CAAE nº 87655518.6.0000.5421, e aprovado pelo Comitê de Ética da Faculdade de Saúde Pública da Universidade de São Paulo sob o parecer nº

2.667.915 (Apêndice A). Como esta pesquisa não envolveu nenhum tipo de intervenção em seres humanos foi solicitado dispensa do Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE).

3.10. TÉCNICAS DE ANÁLISE DOS DADOS

3.10.1. Análise Espacial Exploratória

3.10.1.1. Matriz de contiguidade

A matriz de contiguidade é uma ferramenta para estimar a variabilidade espacial de dados de área. A matriz $W_{n \times n}$ é construída a partir de um conjunto de n área, definido por A_1, A_2, \dots, A_n , onde cada um dos elementos w_{ij} representa uma medida de proximidade entre A_i e A_j (DRUCK et al., 2004). Esta medida pode ser calculada a partir de vários critérios, de acordo com o tipo de dado, região e particularidades da dependência espacial.

Para este estudo, foi utilizada a matriz de contiguidade do tipo *Queen*, que considera como vizinhos os municípios adjacentes com pelo menos um ponto da fronteira em comum, independente da direção dos pontos (SOKAL, ODEN, 1978; CLIFF, A.D.; ORD, J.K., 1973). O município Ilhabela foi excluído das análises espaciais por se tratar de uma ilha, ou seja, é um município que não apresenta vizinhos.

3.10.1.2. Cálculo das taxas brutas e bayesianas empíricas de mortalidade fetal

Foram calculadas as taxas brutas e bayesianas empíricas de mortalidade fetal para os municípios e em seguida criados mapas temáticos das respectivas taxas.

As taxas globais de mortalidade fetal bayesiana, ou Estimador Global Bayesiano Empírico (*Global Empirical Bayes Estimator*), tem por objetivo minimizar as flutuações aleatórias das taxas brutas de mortalidade observadas nas unidades de análise (município). Já o Estimador Local Bayesiano Empírico (*Local Empirical Bayes Estimator*), considera o ajuste da taxa de cada município pelas taxas de seus vizinhos através da matriz de contiguidade (MARSHAL, 1991).

3.10.1.3. Índice Global de Moran e a Estatística Global de Geary

A fim de verificar evidências de autocorrelação espacial a mortalidade fetal no estado de SP, foram calculados o Índice Global de Moran e a Estatística Global de Geary. Segundo Druck et al. (2004), os índices se diferenciam entre si dado que o primeiro utiliza a diferença entre cada ponto e a média global e o segundo usa a diferença entre os pares de pontos.

O Índice Global de Moran varia entre -1 e +1, na medida em que valores negativos indicam autocorrelação espacial negativa, positivos indicam autocorrelação espacial positiva e valores próximos a zero evidenciam inexistência de padrão espacial. A Estatística Global de Geary pode variar entre 0 e 2, e tal forma que valores entre 0 e 1 indicam autocorrelação espacial positiva e valores entre 1 e 2 indicam autocorrelação espacial negativa (CLIFF, A.D.; ORD, J.K., 1973).

Uma autocorrelação positiva indica semelhança entre as áreas vizinhas em relação ao evento estudado, enquanto que autocorrelação negativa aponta heterogeneidade entre os vizinhos (DRUCK et al., 2004).

3.10.2. Modelagem Bayesiana Espacial

Dado que a distribuição de Poisson é comumente utilizada em modelos de contagem de eventos de doenças raras (HAINING, 2003), o número total de óbitos fetais observados para cada município i ($i = 1, 2, \dots, 644$) entre os anos de 2005 e 2016 y_i foi estimado segundo tal distribuição, ou seja, $y_i \sim Poisson(\lambda_i)$.

O parâmetro λ_i é definido em termos do número esperado de óbitos fetais no i -ésimo município E_i , em que $\lambda_i = E_i$. O número esperado de eventos E_i é calculado sob a hipótese de que a taxa de mortalidade fetal seja constante em todos os municípios, ou seja, igual a taxa global de mortalidade fetal do estado. Considerando N_i o número de nascidos totais no município, o número esperado de eventos E_i é calculado por:

$$E_i = N_i * \frac{\sum_{i=1}^{644} y_i}{\sum_{i=1}^{644} N_i}.$$

O número de óbitos fetais a ser estimado pelo modelo, definido por η_i , é especificado um preditor linear definido na função de ligação logarítmica $\eta_i = b_0 + u_i + v_i$, de modo que b_0 representa o intercepto ou taxa média geral; u_i e v_i são efeitos específico da área, modelados espacialmente com padrão estruturado e não-estruturado, respectivamente.

O efeito u_i é modelado a partir de uma estrutura autoregressiva condicional intrínscica (iCAR, do inglês *Intrinsic Conditional Autoregressive Structure*), denotado por:

$$u_i | u_{j \neq i} \sim \text{Normal}(m_i, s_i^2), \text{ onde}$$

$$m_i = \frac{\sum_{j \in N(i)} u_j}{\#V(i)} \text{ e } s_i^2 = \frac{\sigma_u^2}{\#V(i)},$$

em que $\#V(i)$ é o número de áreas vizinhas (BANERJEE, 2004).

O efeito v_i é modelado a partir da priori permutável $v_i \sim \text{Normal}(0, \sigma_v^2)$.

As prioris do modelo definidas são prioris padrão estabelecidas pelo modelo BYM, modelo proposto por Besag, York e Mollié (BESAG; YORK; MOLLÍE, 1991). Este modelo assume que as contagens y_i são observações condicionalmente independentes com distribuição de Poisson e especificam prioris minimamente informativas. As prioris da variância são especificadas por $\log \tau_u \sim \log \text{Gamma}(1, 0.0005)$ para o padrão estruturado u_i e por $\log \tau_v \sim \log \text{Gamma}(1, 0.0005)$ para o padrão não-estruturado v_i . (BLANGIARDO; CAMELETTI, 2015).

Para estimativa dos parâmetros, foi utilizado o método INLA, (do inglês, *Integrated Nested Laplace Approximation*) que se destaca por utilizar aproximações de Laplace via métodos computacionais determinísticos sem o uso de simulações, gerando estimativas mais rápidas em relação ao método tradicional de Monte Carlo via cadeias de Markov (MCMC) (BLANGIARDO et al., 2013; RUE; MARTINO; CHOPIN, 2009).

A seleção do modelo estatístico foi realizada pelo critério DIC (do inglês *Deviance Information Criterion*), utilizado para comparação de modelos com diferentes níveis de complexidade (SPIEGELHALTER et al., 2002). O critério DIC é calculado a partir da soma de dois componentes, um para quantificar o ajuste do modelo e outro para avaliar a complexidade do modelo, visto que este último componente é estimado pelo número efetivo de parâmetros.

Embora o critério DIC apresente uma série de críticas razoáveis ao seu uso, a seleção de modelos continua sendo um problema em aberto. Desde sua publicação em 2002 até os dias atuais, discussões consideráveis em relação às limitações e inconsistências do DIC têm sido

realizadas, assim como apresentações de propostas alternativas ao DIC, porém nenhuma delas conseguiu satisfazer todos os requisitos desejáveis para se firmar como um critério consistente. Diante disso, apesar das suas limitações, o critério DIC permanece como um dos mais usados na literatura para seleção de modelos estatísticos bayesianos (SPIEGELHALTER et al., 2014). Portanto, o modelo com menor valor DIC foi considerado aquele com melhor ajuste aos dados.

As taxas obtidas pelo modelo bayesiano são também denominadas por taxas totalmente bayesianas.

3.10.3. Modelagem Bayesiana Espacial com Covariáveis

A partir dos indicadores municipais selecionados no processo anterior, foram formulados modelos espaciais a partir de todas combinações possíveis entre os indicadores. A seleção do modelo (modelo eleito) foi realizado a partir do menor DIC.

3.10.4. Seleção dos Indicadores Municipais

A técnica de seleção dos indicadores municipais aplicada tem por objetivo selecionar os indicadores municipais mais relacionados à mortalidade fetal e que não estejam fortemente correlacionados entre si, evitando o efeito de multicolinearidade no modelo (ZUUR; IENO; ELPHICK, 2009). Desta maneira, houve a expectativa de selecionar indicadores que tragam contribuições e um melhor ajuste ao modelo estatístico, observando a parcimônia do modelo.

A motivação por trabalhar com um grande conjunto de indicadores tem por objetivo melhorar a performance do modelo. Esta proposta pode trazer evidências de que um conjunto de covariáveis que contemple indicadores brutos possam trazer mais ganho ao modelo em relação a um indicador composto, dado que o modelo pode ponderar os indicadores brutos de forma que traga melhor performance em relação a indicadores compostos como IPVS, IPRS, IDHM e IVS (indicadores apresentados no item 3.3).

Dado que os indicadores correspondem apenas ao ano de 2010 (Censo 2010), optou-se por desenvolver duas modelagens independentes: o modelo bayesiano espacial com covariáveis e o modelo bayesiano espaço-temporal (sem covariáveis).

3.10.4.1. Modelagem bayesiana espacial com covariável

Inicialmente foram realizadas 160 modelagens espaciais (item 3.10.2) com inserção de cada indicador municipal em cada um dos modelos. Destes resultados, foram armanezados os valores obtidos pelo critério DIC.

3.10.4.2. Análise de Componentes Principais

Para a segunda etapa de seleção das covariáveis para modelagem estatística foi utilizado o método Análise de Componentes Principais (PCA, do inglês *Principal Component Analysis*). O PCA é um método de análise multivariada comumente empregado quando se tem por objetivo a redução de um grande conjunto de dados em um outro menor (VYAS; KUMARANAYAKE, 2006). O método se baseia na derivação de fatores que contêm pequenas proporções de variância única a partir da variância total (HAIR et al., 2009). Um dos resultados do método é a matriz das cargas fatoriais entre as variáveis e os fatores, em que as cargas fatoriais são valores de correlação entre as variáveis originais e os fatores gerados pela análise. Dessa maneira, cada variável apresenta um peso (carga) em fator considerado, de forma que cada variável é atribuída ao fator mais correlacionado, seja positivamente ou negativamente.

3.10.4.3. Critério de seleção dos indicadores

O critério de seleção dos indicadores testados como covariáveis do modelo espacial foi alcançado por meio de três etapas. As Etapas 1 e 2 são independentes, de modo que a Etapa 1 consiste na obtenção dos valores DIC para cada modelagem espacial realizada (uma modelagem com adição de cada indicador municipal como covariável) e a Etapa 2 estabelece a aplicação do método PCA para os 160 indicadores municipais. Por último, a Etapa 3 tem por objetivo selecionar o indicador com menor valor de DIC por domínio resultante do PCA.

3.10.5. Modelagem Bayesiana Espaço-Temporal

O modelo espaço-temporal foi aplicado afim de identificar o padrão temporal da mortalidade fetal, além do padrão espacial. O efeito do tempo em uma modelagem espaço-temporal pode ocorrer de duas maneiras, de modo constante ou apresentando variações no comportamento ao longo do tempo ou em regiões específicas. Estes efeitos são denominados efeitos não-estruturados e estruturados. O efeito estruturado do tempo apresenta uma estrutura paramétrica linear, em que o tempo é definido como efeito fixo do modelo. Já o efeito não estruturado do tempo apresenta uma estrutura não paramétrica ou não linear, em que o tempo é efeito aleatório do modelo (BLANGIARDO; CAMELETTI, 2015).

Foi considerado no estudo o modelo espaço-temporal definindo o tempo como efeito estruturado (fixo), conhecido como modelo espaço-temporal paramétrico e proposto por Bernardinelli et al. (1995). Dessa maneira, o modelo apresentado na seção anterior é estendido e denotado por:

$$y_{it} \sim \text{Poisson}(\lambda_{it}), \text{ onde } \eta_{it} = E_{it} \cdot \lambda_{it}, t = 1, 2, \dots, 12.$$

O preditor linear η_{it} , definido na função de ligação logarítmica, é dado por:

$$\eta_{it} = b_0 + u_i + v_i + (\beta + \delta_i) * t, t = 1, 2, \dots, 12,$$

de modo que b_0 é o intercepto ou taxa média geral; u_i e v_i são efeitos específico da área; β representa o efeito global do tempo, δ_i identifica a interação entre tempo e t indica o ano de referência dos dados.

Os efeitos da área u_i e v_i são os mesmos especificados no item 3.10.3, de tal forma que $\zeta_i = \exp(u_i + v_i)$ denota a média posterior o efeito espacial. O efeito β é especificado pelo ano e estimado como um efeito fixo e δ_i representa um efeito linear do tempo para cada área, seguindo distribuição independente e identicamente distribuída (*iid*) e assumindo $\delta_i | \delta_{j \neq i} \sim \text{Normal}(0, \sigma^2)$.

As estimativas do modelo foram estabelecidas a partir das prioris padrão do modelo BYM, conforme apresentado no item 3.10.3.

RESULTADOS

4.1. ANÁLISE ESPACIAL EXPLORATÓRIA

4.1.1. Taxas de Mortalidade Fetal por Ano no Estado de SP

No período de 2005 a 2016 foram registrados no estado de SP 55.694 nascidos mortos e 7.316.292 nascidos vivos. Dessa forma, a taxa bruta de mortalidade fetal neste período foi de 7,55/1.000 nascidos. A Figura 3 mostra a taxa bruta de mortalidade fetal por ano no estado e a Figura 4 apresenta os mapas temáticos da taxa consolidado em período bienal.

Foram observadas evidências de flutuações e redução ao longo do tempo das estimativas pontuais das taxas de brutas de mortalidade fetal (Figuras 3 e 4), visto que a menor taxa foi observada em 2016 (7,12/1.000 nascidos) e a maior taxa observada em 2005 (7,99/1.000 nascidos).

Figura 3 - Taxa Bruta de Mortalidade Fetal (por 1.000 nascidos) no estado de SP por ano.

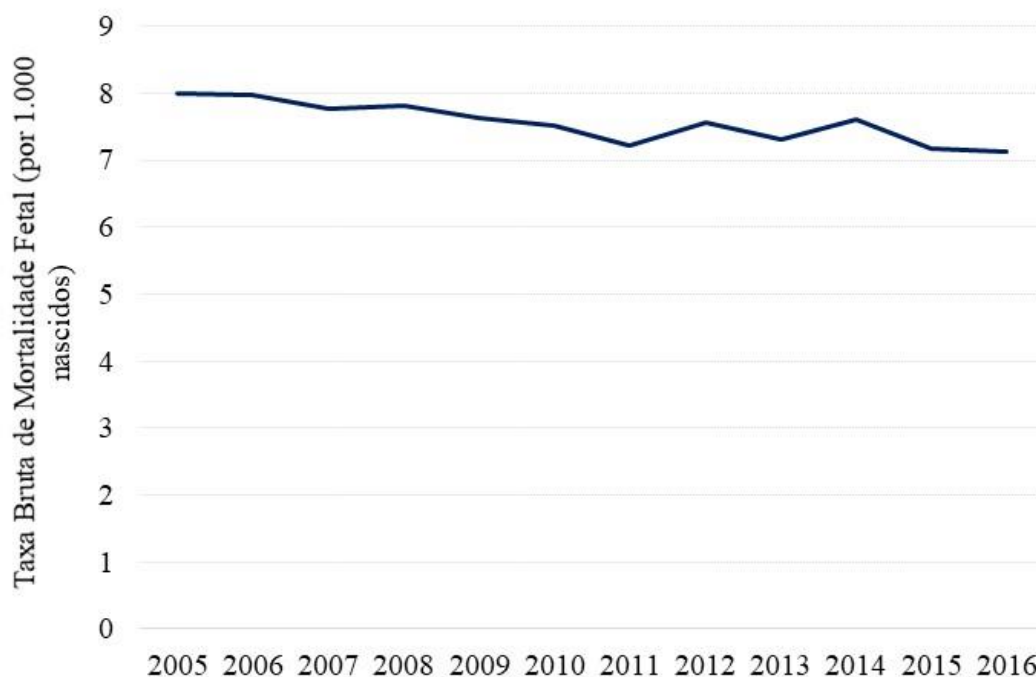
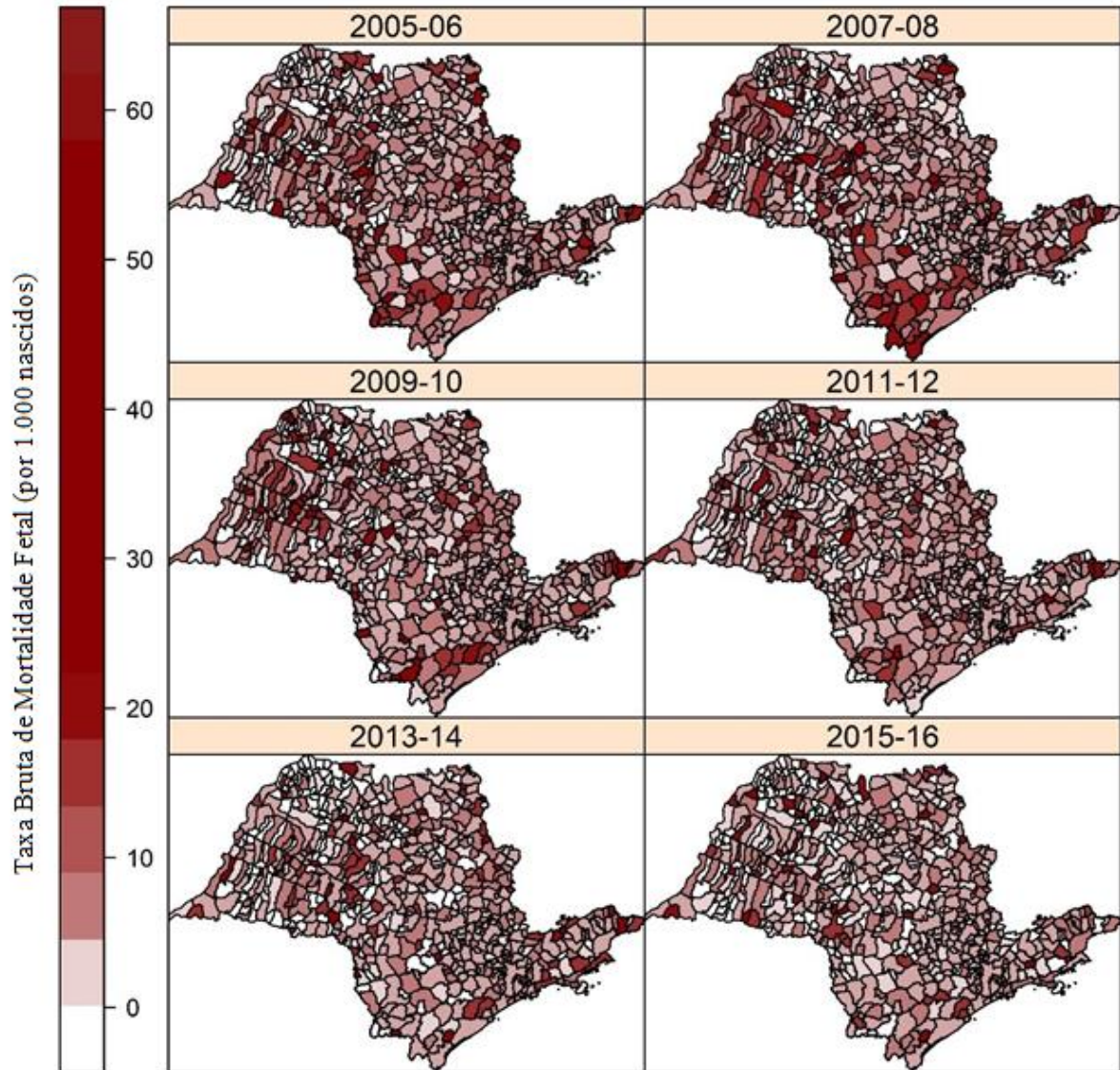


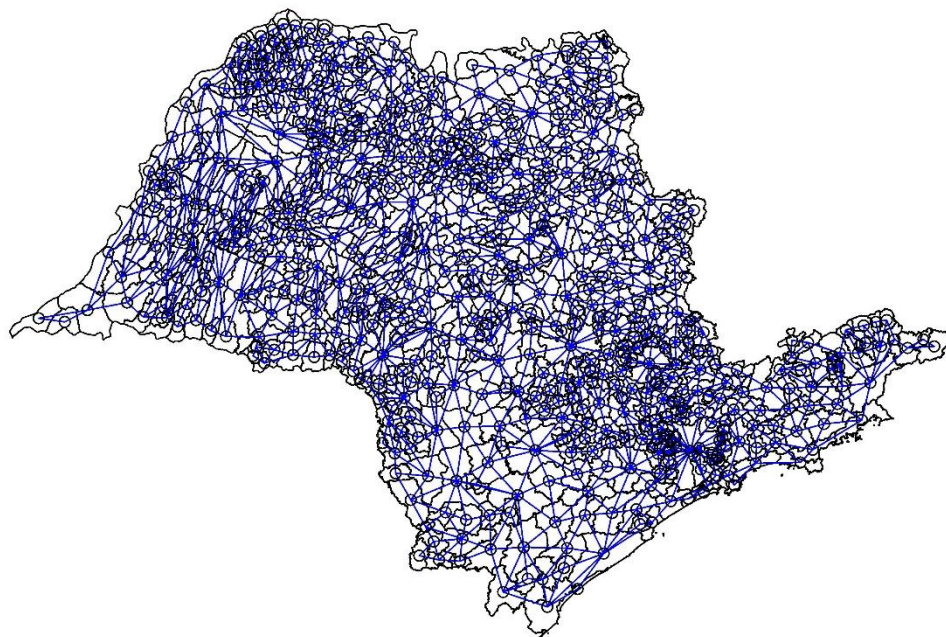
Figura 4 - Mapa temático das taxas brutas de mortalidade fetal (por 1.000 nascidos) por município no estado de SP, total de óbitos fetais e nascidos vivos em período bienal, entre 2005 e 2016.



4.1.2. Matriz de Contiguidade

A Figura 5 apresenta as 3.658 conexões entre os municípios da matriz de contiguidade do tipo *Queen*. Cada município possui em média 5,68 conexões, o que significa que cada município possui em média 5,68 municípios vizinhos.

Figura 5 - Conexões entre os municípios da matriz de contiguidade do tipo *Queen*.



4.1.3. Taxas Brutas e Bayesianas Empíricas de Mortalidade Fetal

A Figura 6A apresenta as taxas brutas de mortalidade fetal consolidadas durante o período de 2005 a 2016 no estado de SP. Posteriormente, foram calculadas as taxas bayesianas empíricas globais do evento no mesmo período, que são taxas suavizadas (Figura 6B). E por último, a Figura 6C mostra as taxas bayesianas empíricas locais de mortalidade fetal, que são taxas suavizadas e ponderadas pela vizinhança.

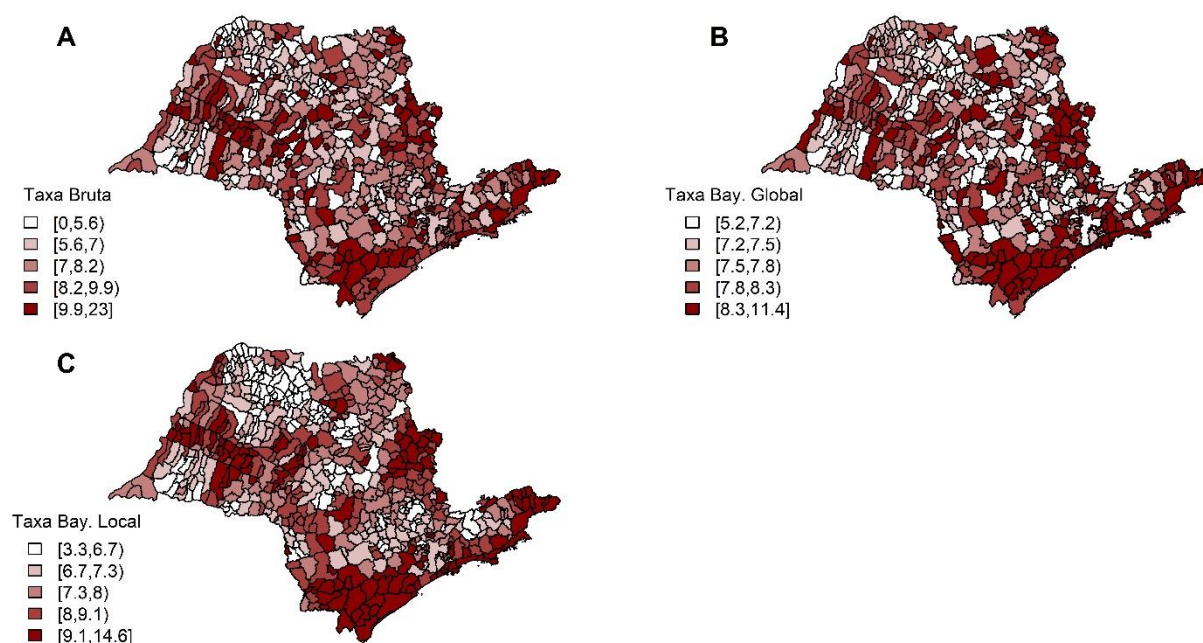
Verifica-se formação de aglomerados de municípios com altas taxas brutas de mortalidade fetal nos municípios que compõem as regiões intermediárias de São José dos Campos (SJC), Marília e Sorocaba. Aproximadamente 33% dos municípios destas três regiões apresentam taxa bruta de mortalidade fetal acima de 9,9/1.000 nascidos (Figura 6A).

Observa-se que a variância das taxas bayesianas empíricas globais foi reduzida (Figura 6B), reflexo da redução das flutuações aleatórias dos riscos de mortalidade fetal nos municípios. Segundo as taxas bayesianas empíricas globais, os municípios com maiores taxas de mortalidade fetal – entre 8,3 e 11,4/1.000 nascidos se situam nas regiões intermediárias de São Paulo, São José dos Campos (SJC) e Sorocaba.

Em contrapartida, os locais com menores taxas de mortalidade fetal bayesiana global – entre 5,2 e 7,2/1.000 nascidos vivos estão concentrados nas regiões de São José do Rio Preto (SJRP) e Campinas.

Em relação as taxas bayesianas empíricas locais (Figura 6C), nota-se aglomerados de municípios com altas taxas de mortalidade fetal – entre 9,1 e 14,6/1.000 nascidos nas regiões de São Paulo, São José dos Campos (SJC) e Sorocaba – mesmas regiões apontadas pelas taxas bayesianas empíricas globais. Entretanto, houve concentração de municípios com menores taxas de mortalidade fetal bayesiana local na região intermediária de São José do Rio Preto (SJRP).

Figura 6 - Mapa temático das taxas brutas e bayesianas empíricas de mortalidade fetal (por 1.000 nascidos) por município no estado de SP, total de óbitos fetais e nascidos entre 2005 e 2016.



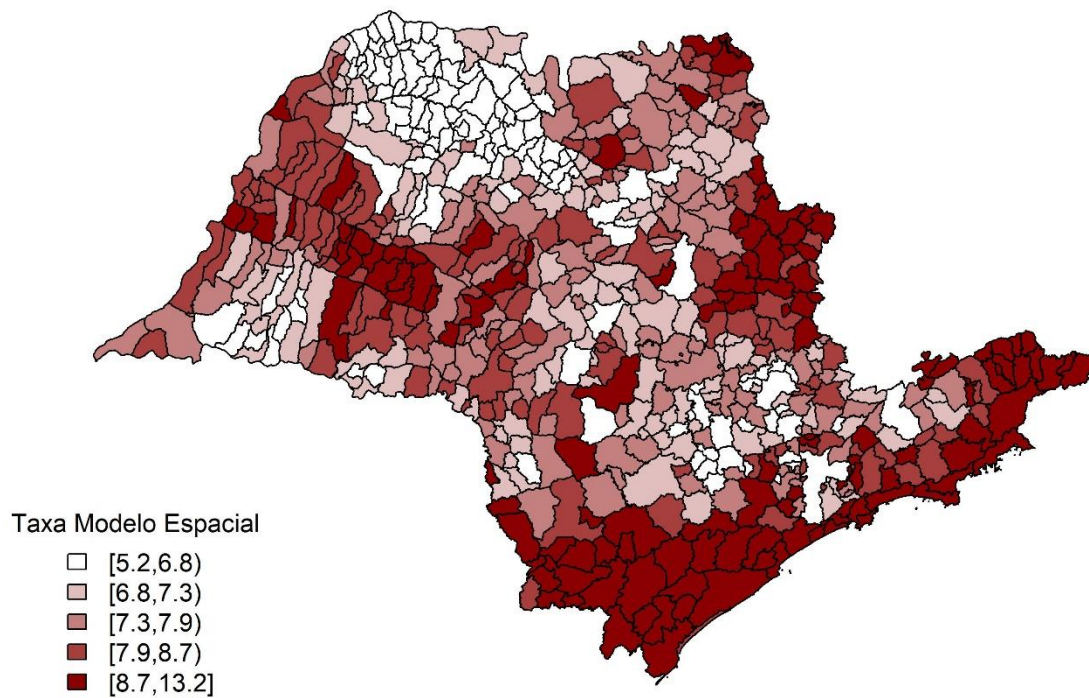
4.1.4. Autocorrelação Espacial Global

O Índice Global de Moran e Estatística Global de Geary, calculados por meio das taxas brutas de mortalidade fetal no estado de SP, resultaram nas estimativas 0,1648 (p-valor < 0,005) e 0,7656 (p-valor < 0,005), respectivamente. Os resultados do Índice Global de Moran e Estatística Global de Geary sugerem evidências de autocorrelação espacial entre os municípios em relação à mortalidade fetal no estado, rejeitando a hipótese de aleatoriedade em sua distribuição.

4.2. MODELO BAYESIANO ESPACIAL

O modelo bayesiano espacial sem covariáveis resultou em um modelo com critério DIC igual a 3909.92. A Figura 7 apresenta as estimativas das taxas de mortalidade fetal obtidas pelo modelo, onde observa-se que a variância das taxas do modelo bayesiano espacial foi reduzida em relação à taxa bruta (Figura 6A), reflexo da redução das flutuações aleatórias dos riscos de mortalidade fetal nos municípios, mesmo comportamento observado nas taxas bayesianas empíricas. A distribuição das taxas se mostraram semelhante a da taxa bayesiana empírica local, com concentração de altas e baixas taxas nas mesmas regiões intermediárias.

Figura 7 - Mapa temático das taxas de mortalidade fetal (por 1.000 nascidos) estimadas a partir do modelo bayesiano espacial sem covariáveis. Estado de SP, 2005-2016.



4.3. SELEÇÃO DOS INDICADORES MUNICIPAIS

4.3.1. Etapa 1

Foram obtidos os valores DIC para cada um dos 160 modelos bayesianos espaciais. Os resultados estão apresentados na Tabela 8 (Apêndice B).

4.3.2. Etapa 2

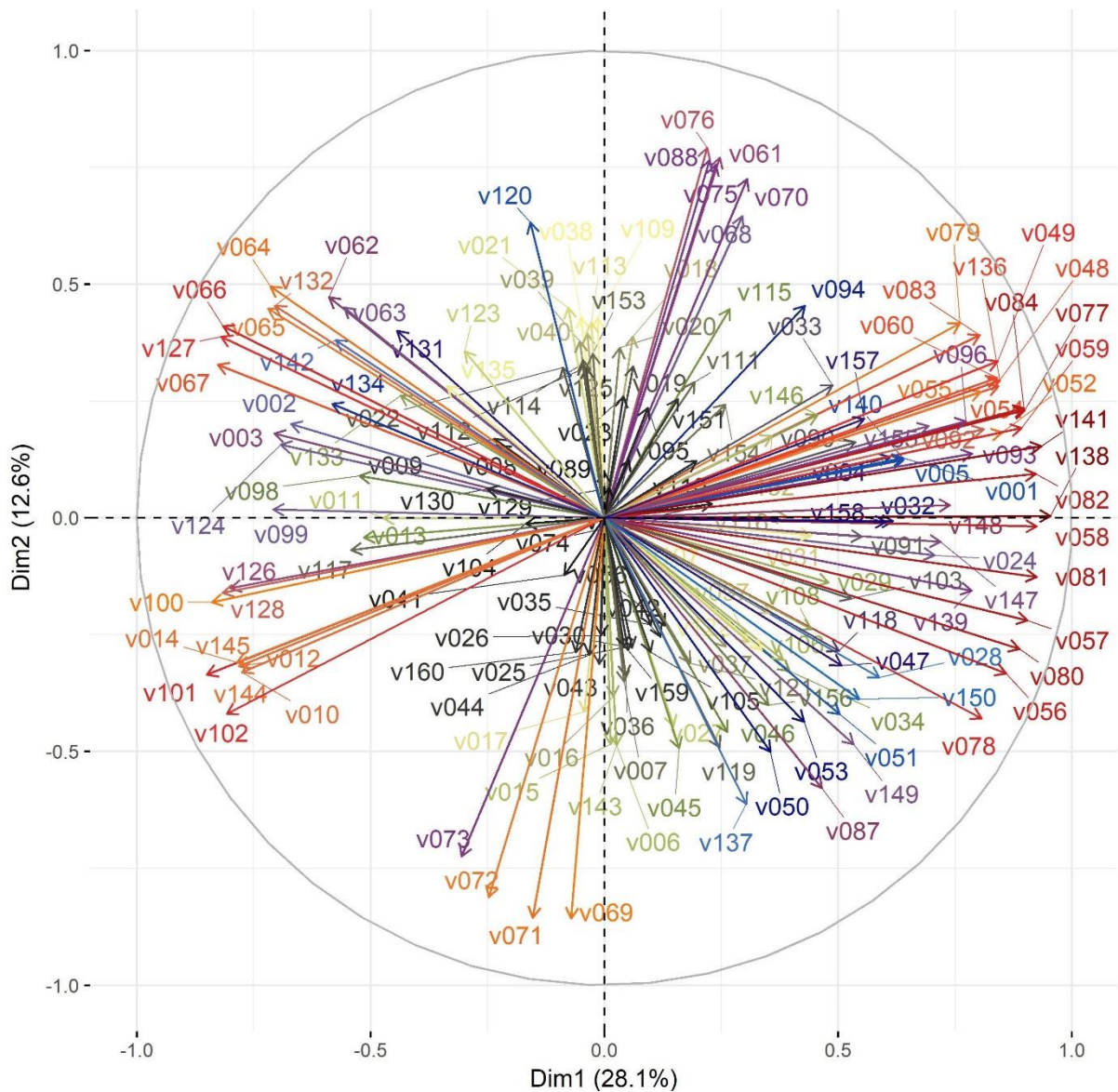
A análise PCA resultou em 17 domínios, os quais estão dispostos na Tabela 8 (Apêndice B) com os respectivos valores de cargas fatoriais entre os fatores e indicadores municipais. A Figura 8 mostra de maneira visual a variação multivariada entre os indicadores municipais.

4.3.3. Etapa 3

Dos 160 modelos bayesianos espaciais com covariáveis obtidos pela Etapa 1, foram selecionados inicialmente 13 indicadores cujos valores DIC foram menores que 3909,92, que é o valor DIC do modelo bayesiano espacial sem covariável (item 4.2). A seleção final dos indicadores foi realizada com auxílio dos domínios resultantes da análise PCA (Etapa 2), de maneira que apenas um indicador de cada domínio possa ser incluído no modelo. Os 13 indicadores pertencem a um dos domínios do PCA 1, 2, 3, 10 ou 14. Como resultado, foram selecionados os indicadores de cada um dos cinco domínios com menores valores DIC. Todos estes resultados podem ser acompanhados pela Tabela 1.

Dessa forma, pelo método de seleção de indicadores definido neste trabalho, consideram-se como indicadores a serem testados como covariáveis da modelagem bayesiana espacial as variáveis “percentual de crianças entre 4 e 5 anos na escola, percentual de adolescentes entre 15 e 17 anos no ensino médio com 2 anos de atraso, percentual da população em domicílios com densidade superior a 2 pessoas por dormitório, percentual da população entre 19 a 21 anos com ensino médio completo e percentual da população exposta à vulnerabilidade social muito alta.

Figura 8 - Gráfico Biplot com as duas dimensões obtidas pelo método PCA mostrando a variação multivariada entre os indicadores municipais.



Segue abaixo uma descrição mais detalhada dos indicadores municipais selecionados:

a) Percentual de crianças entre 4 e 5 anos na escola

“Razão entre a população de 4 e 5 anos de idade que estava frequentando a escola, em qualquer nível ou série e a população total nesta faixa etária multiplicado por 100” (PNUD; IPEA; FJP, 2016).

Tabela 1 - Relação dos indicadores municipais cujos modelos bayesianos espaciais com adição de cada indicador municipal como covariável obtiveram valores DIC inferiores ao DIC do modelo bayesiano espacial sem covariável (DIC = 3909,92).

SIGLA 1	SIGLA 2	DIC	DOMÍNIO
v034	T_FREQ4A5	3906.86	1
v023	T_ATRASO_2_MED	3908.62	14
v120	T_DENS	3909.15	2
v050	T_MED18a20	3909.18	2
v053	T_MED19A21	3909.42	3
v152	PIB_per_capita	3909.50	1
v051	T_MED18A24	3909.69	1
v087	RPOB	3909.79	2
v151	IPVS_MA	3909.82	10
v005	SOBRE60	3909.84	1
v140	IDHM_L	3909.88	1
v001	ESPVIDA	3909.88	1
v157	Rend_medio_emp_formais	3910.00	1

b) Percentual de adolescentes entre 15 e 17 anos no ensino médio com 2 anos de atraso

Razão entre o número de pessoas de 15 e 17 anos frequentando o ensino médio regular seriado com atraso idade-série de 2 anos e o número total de pessoas nessa faixa etária frequentando esse nível de ensino multiplicado por 100. O atraso idade-série é calculado pela fórmula: [(idade - 14) - número da série frequentada]. As pessoas de 15 e 17 anos frequentando a 4ª série do ensino médio foram consideradas como já tendo concluído esse nível de ensino (PNUD; IPEA; FJP, 2016).

c) Percentual da população em domicílios com densidade superior a 2 pessoas por dormitório

Razão entre a população que vive em domicílios com densidade superior a 2 e a população total residente em domicílios multiplicado por 100. “A densidade do domicílio é dada pela razão entre o total de moradores do domicílio e o número total de cômodos usados como dormitório” (PNUD; IPEA; FJP, 2016).

d) Percentual da população entre 19 a 21 anos com ensino médio completo

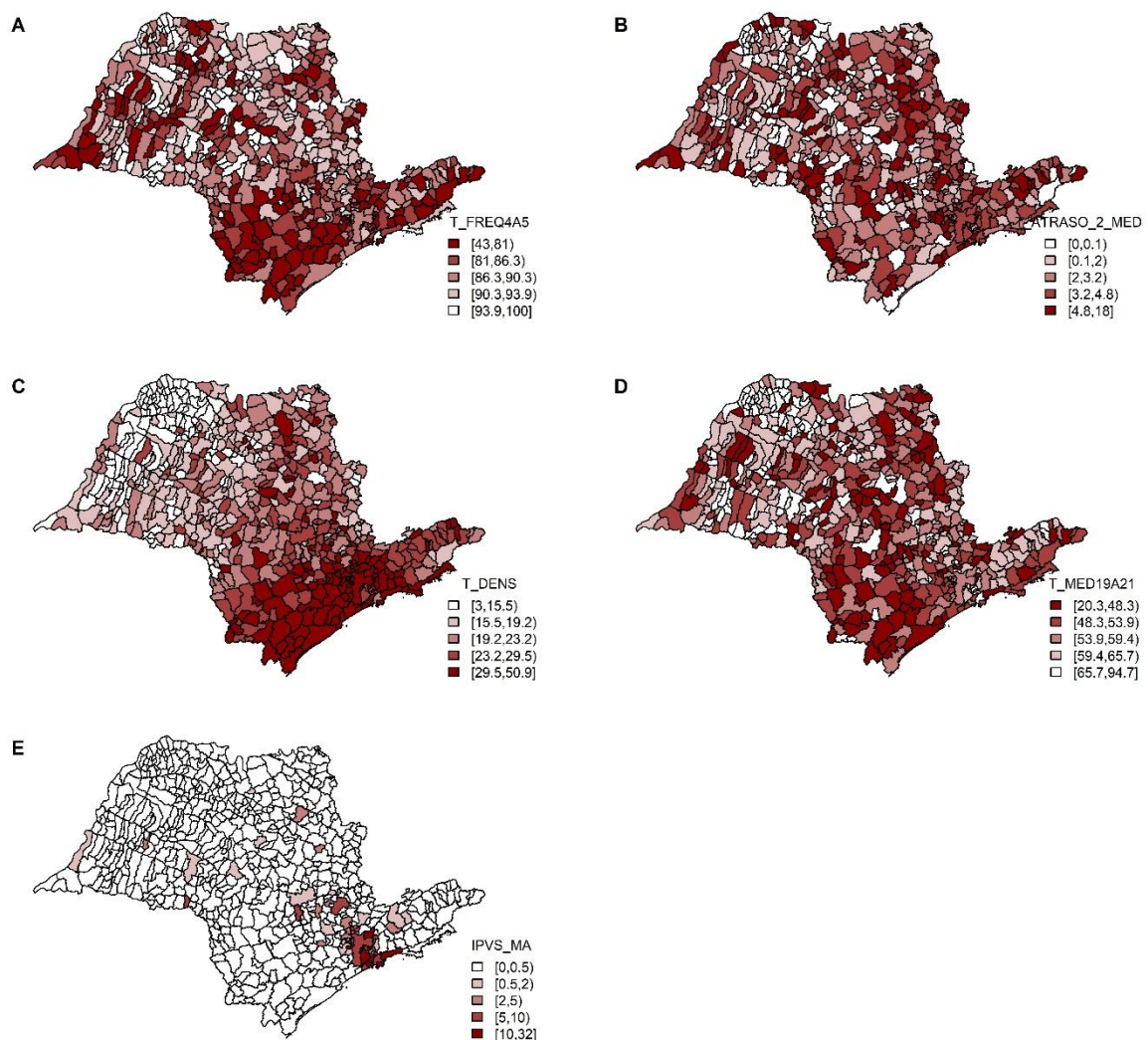
Razão entre a população de 19 a 21 anos de idade que já concluiu o ensino médio em quaisquer de suas modalidades (regular seriado, não seriado, EJA ou supletivo) e o total de pessoas nesta faixa etária multiplicado por 100. As pessoas de 19 a 21 anos frequentando a 4ª série do ensino médio foram consideradas como já tendo concluído esse nível de ensino (PNUD; IPEA; FJP, 2016).

e) **Percentual da população exposta à vulnerabilidade social muito alta**

A variável selecionada se refere à frequência relativa da população exposta ao grupo de vulnerabilidade social muito alta (Grupo 6).

A Figura 9 apresenta os mapas temáticos dos indicadores municipais selecionados como covariáveis a serem testados no modelo bayesiano espacial.

Figura 9 - Mapas temáticos dos indicadores municipais selecionados como covariáveis do modelo bayesiano espacial. Estado de SP, 2005-2016.



Legenda:

T_FREQ4A5: Percentual de crianças entre 4 e 5 anos na escola

T_ATRASO_2_MED: Percentual de adolescentes entre 15 e 17 anos no ensino médio com 2 anos de atraso

T_DENS: Percentual da população em domicílios com densidade superior a 2 pessoas por dormitório

T_MED19A21: Percentual da população entre 19 a 21 anos com ensino médio completo

IPVS_MA: Percentual da população exposta à vulnerabilidade social muito alta

4.4. MODELO BAYESIANO ESPACIAL COM COVARIÁVEIS

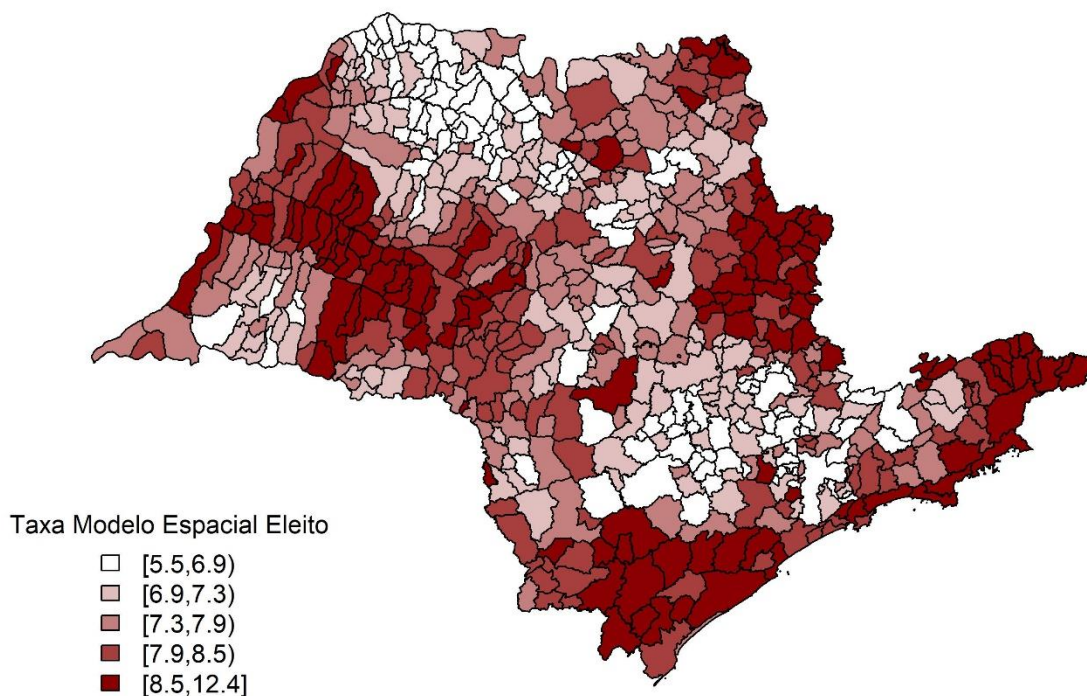
A partir dos indicadores selecionados, foram formulados modelos bayesianos espaciais com todas as combinações possíveis entre os cinco indicadores. A Tabela 2 apresenta os modelos avaliados como finalistas com seus respectivos valores de DIC. Observa-se que o modelo com efeito espacial, controlando para percentual de crianças entre 4 e 5 anos na escola, percentual de adolescentes entre 15 e 17 anos no ensino médio com 2 anos de atraso, percentual da população em domicílios com densidade superior a 2 pessoas por dormitório e IPVS_MA (Modelo 23; DIC = 3905,87), é o que apresenta o menor valor de DIC, ou seja, é o modelo que segundo o critério estabelecido apresenta melhor ajuste. Dessa forma, este se torna o modelo espacial eleito.

Tabela 2 - Modelos bayesianos espaciais finalistas e critério de ajuste Deviance Information Criterion.

	MODELO	DIC
1	T_FREQ4A5	3908,44
2	T_ATRASO_2_MED	3908,62
3	T_DENS	3909,15
4	T_MED19A21	3909,18
5	IPVS_MA	3909,82
6	T_FREQ4A5 + T_ATRASO_2_MED	3907,24
7	T_FREQ4A5 + T_DENS	3907,55
8	T_FREQ4A5 + T_MED19A21	3908,48
9	T_FREQ4A5 + IPVS_MA	3908,23
10	T_ATRASO_2_MED + T_DENS	3907,22
11	T_ATRASO_2_MED + T_MED19A21	3907,97
12	T_ATRASO_2_MED + IPVS_MA	3908,38
13	T_DENS + T_MED19A21	3909,18
14	T_DENS + IPVS_MA	3909,17
15	T_MED19A21 + IPVS_MA	3909,45
16	T_FREQ4A5 + T_ATRASO_2_MED + T_DENS	3906,05
17	T_FREQ4A5 + T_ATRASO_2_MED + T_MED19A21	3907,13
18	T_FREQ4A5 + T_ATRASO_2_MED + IPVS_MA	3907,05
19	T_ATRASO_2_MED + T_DENS + T_MED19A21	3907,75
20	T_ATRASO_2_MED + T_DENS + IPVS_MA	3907,35
21	T_DENS + T_MED19A21 + IPVS_MA	3909,59
22	T_FREQ4A5 + T_ATRASO_2_MED + T_DENS + T_MED19A21	3906,75
23	T_FREQ4A5 + T_ATRASO_2_MED + T_DENS + IPVS_MA	3905,87
24	T_FREQ4A5 + T_ATRASO_2_MED + T_MED19A21 + IPVS_MA	3907,03
25	T_FREQ4A5 + T_DENS + T_MED19A21 + IPVS_MA	3908,24
26	T_ATRASO_2_MED + T_DENS + T_MED19A21 + IPVS_MA	3907,71
27	T_FREQ4A5 + T_ATRASO_2_MED + T_DENS + T_MED19A21 + IPVS_MA	3906,74

A Figura 10 apresenta as estimativas das taxas de mortalidade fetal obtidas pelo modelo eleito. Observa-se pela Figura 10 em relação a Figura 7 que o intervalo intermediário das taxas (entre os percentis 40 e 60) se manteve igual – entre 7,3 e 7,9/1.000 nascidos, porém houve redução da amplitude – entre 5,1 e 13,1 no modelo sem covariáveis para entre 5,5 e 12,4 no modelo eleito.

Figura 10 - Mapa temático das taxas de mortalidade fetal (por 1.000 nascidos) estimadas a partir do modelo bayesiano espacial eleito. Estado de SP, 2005-2016.



A Tabela 3 apresenta as estimativas dos dos parâmetros dos efeitos fixos do modelo bayesiano espacial eleito. Evidencia-se pelas covariáveis que a taxa de mortalidade fetal aumenta nos municípios que apresentam as seguintes características: baixo percentual de crianças entre 4 e 5 anos na escola; alto percentual de adolescentes entre 15 e 17 anos no ensino médio com 2 anos de atraso; alto percentual da população em domicílios com densidade superior a 2 pessoas por dormitório e alto percentual da população exposta à vulnerabilidade social muito alta. Nota-se que o indicador percentual de adolescentes entre 15 e 17 anos no ensino médio com 2 anos de atraso mostrou uma relação inversa ao esperado. Dentre as

covariáveis, apenas o indicador percentual da população exposta à vulnerabilidade social muito alta mostrou efeito não significativo (intervalo de credibilidade contém o valor zero).

Tabela 3 – Estimativas dos parâmetros a posteriori dos efeitos fixos do modelo bayesiano espacial eleito com os respectivos intervalos de credibilidade (95%).

Parâmetro	Média	ICr(95%)
Intercepto	0,1950	(-0,0930; 0,4819)
T_FREQ4A5	-0,0035	(-0,0064; -0,0006)
T_ATRASO_2_MED	-0,0101	(-0,0198; -0,0005)
T_DENS	0,0073	(0,0032; 0,0113)
IPVS_MA	0,0022	(-0,0047; 0,0092)

Legenda:

T_FREQ4A5: Percentual de crianças entre 4 e 5 anos na escola

T_ATRASO_2_MED: Percentual de adolescentes entre 15 e 17 anos no ensino médio com 2 anos de atraso

T_DENS: Percentual da população em domicílios com densidade superior a 2 pessoas por dormitório

IPVS_MA: Percentual da população exposta à vulnerabilidade social muito alta

A Figura 11 auxilia no entendimento da influência das covariáveis sobre as taxas de mortalidade fetal. Foram realizados diagramas de dispersão entre as taxas brutas e totalmente bayesianas de mortalidade fetal com cada uma das quatro covariáveis do modelo eleito, totalizando doze gráficos. A reta representa uma regressão linear entre as variáveis e auxilia na interpretação da relação entre as variáveis.

Nota-se redução da variabilidade dos pontos entre a taxa bruta e a taxa do modelo espacial sem covariável. Pode-se observar a relação inversa entre a taxa bayesiana de mortalidade fetal do modelo sem covariável e percentual de crianças entre 4 e 5 anos na escola (B) e relações positiva entre a taxa e o percentual da população em domicílios com densidade superior a 2 pessoas por dormitório (H) e entre o percentual da população exposta à vulnerabilidade social muito alta (L). O indicador percentual de adolescentes entre 15 e 17 anos no ensino médio com 2 anos de atraso (E) aparenta uma associação positiva, porém muito fraca com a taxa. As estimativas do modelo bayesiano espacial com covariáveis refletem estes efeitos (Tabela 3).

Os gráficos entre as covariáveis e a taxa do modelo eleito (C, F, I e M) são interessantes pois mostram que os efeitos das covariáveis nas taxas foram reduzidos ou excluídos. Isso significa que as taxas do modelo eleito não sofrem influência do efeito das covariáveis, como observado nas taxas do modelo bayesiano espacial sem covariável.

A Tabela 4 apresenta a descrição das covariáveis do modelo eleito e a Figura 12 mostra o comportamento das covariáveis do modelo eleito por meio do histograma. Observa-se

assimetria negativa para o percentual de crianças entre 4 e 5 anos na escola e assimetria positiva para os demais indicadores.

O indicador percentual de crianças entre 4 e 5 anos na escola apresentou grande variação, com valores entre 42,94% e 100% e percentual médio de 87,02%. Os municípios com menores percentuais observados foram São Luís do Paraitinga (42,94%) e Natividade da Serra (5,34%), situados na região intermediária de SJC, e Porangaba, pertencente à região de Sorocaba (47,35%).

O indicador percentual de adolescentes entre 15 e 17 anos no ensino médio com 2 anos de atraso mostrou pouca variação, entre 0 e 17,84%. Os municípios com maiores percentuais observados foram Altair (17,84%), localizado na região intermediária de São José do Rio Preto (SJRP), Parisi (15,41%) na região de Votuporanga e Estiva Gerbi, na região de Mogi Guaçu.

O indicador percentual da população em domicílios com densidade superior a 2 pessoas por dormitório variou entre 2,91% e 50,82% com os maiores percentuais pertencentes aos municípios Pirapora do Bom Jesus (50,82%), Francisco Morato (49,97%) e Itaquaquecetuba (49,07%).

Apenas 21% dos municípios apresentou algum valor de percentual da população exposta à vulnerabilidade social muito alta diferente de zero, porém o valor chegou a 31% no município de Cubatão, 22,5% no Guarujá e 16,5% em Bertioga. Todos os municípios pertencem a região intermediária de Santos.

Tabela 4 – Descrição das covariáveis do modelo eleito.

Variável	n	Média	DP	Mínimo	Mediana	Máximo
T_FREQ4A5	644	87.02	8.30	42.94	88.21	100
T_ATRASO_2_MED	644	3.06	2.57	0	2.8	17.84
T_DENS	644	22.14	8.29	2.91	21.05	50.82
IPVS_MA	644	0.48	2.32	0	0	31

Legenda:

DP: desvio-padrão

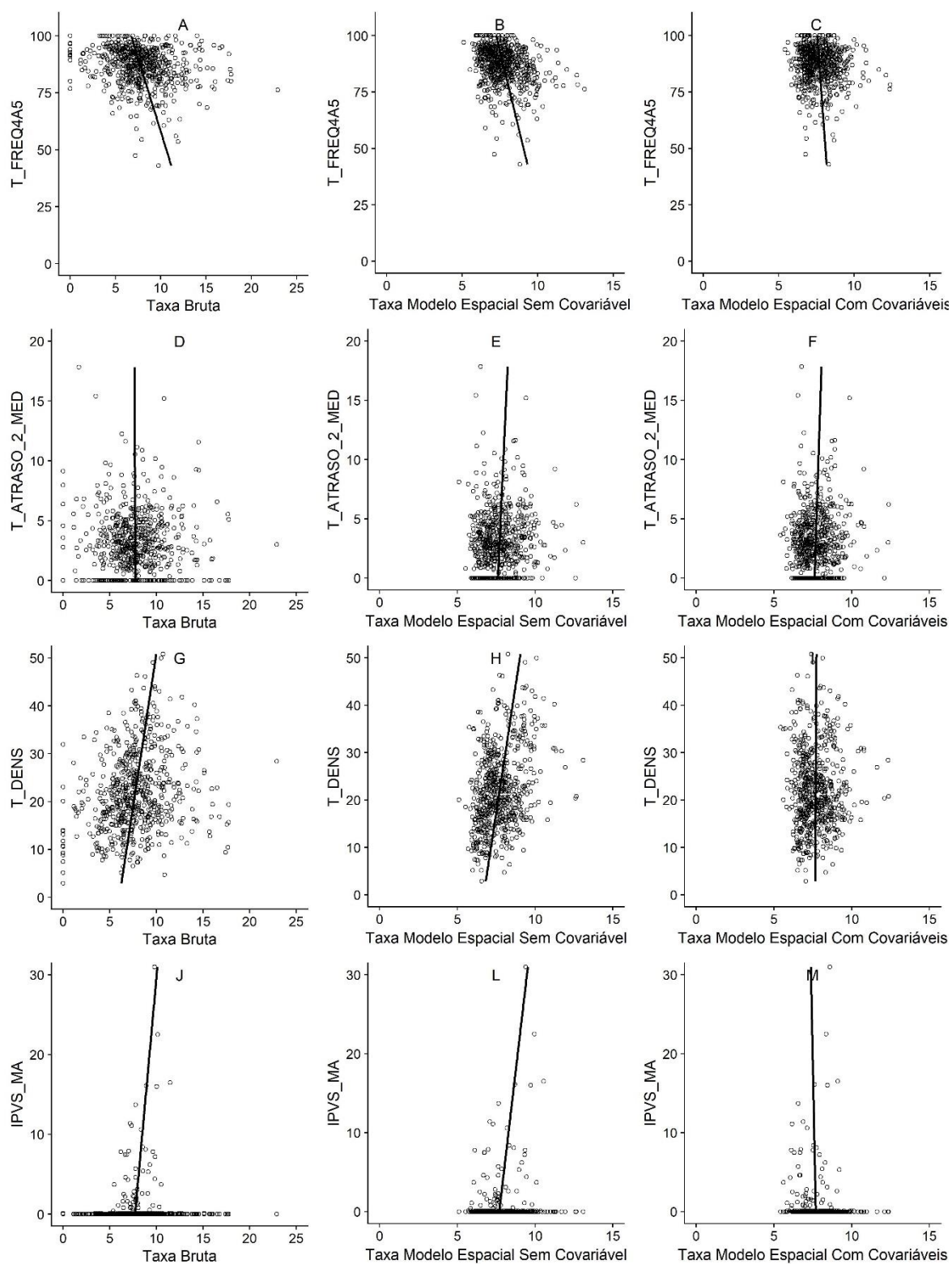
T_FREQ4A5: Percentual de crianças entre 4 e 5 anos na escola

T_ATRASO_2_MED: Percentual de adolescentes entre 15 e 17 anos no ensino médio com 2 anos de atraso

T_DENS: Percentual da população em domicílios com densidade superior a 2 pessoas por dormitório

IPVS_MA: Percentual da população exposta à vulnerabilidade social muito alta

Figura 11 – Diagramas de dispersão entre as taxas brutas e totalmente bayesianas de mortalidade fetal com as covariáveis do modelo eleito. Estado de SP, 2005-2016.



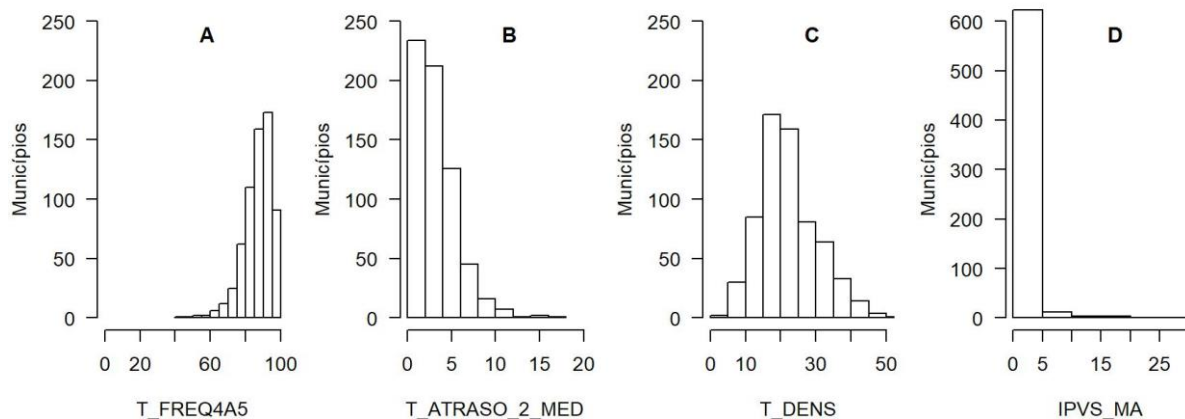
Legenda:

T_FREQ4A5: Percentual de crianças entre 4 e 5 anos na escola

T_ATRASO_2_MED: Percentual de adolescentes entre 15 e 17 anos no ensino médio com 2 anos de atraso

T_DENS: Percentual da população em domicílios com densidade superior a 2 pessoas por dormitório

IPVS_MA: Percentual da população exposta à vulnerabilidade social muito alta

Figura 12 - Histogramas das covariáveis do modelo eleito. Estado de SP, 2005-2016.**Legenda:**

T_FREQ4A5: Percentual de crianças entre 4 e 5 anos na escola

T_ATRASO_2_MED: Percentual de adolescentes entre 15 e 17 anos no ensino médio com 2 anos de atraso

T_DENS: Percentual da população em domicílios com densidade superior a 2 pessoas por dormitório

IPVS_MA: Percentual da população exposta à vulnerabilidade social muito alta

A Tabela 5 apresenta a relação das médias das taxas totalmente bayesianas e covariáveis do modelo eleito por regiões intermediárias, auxiliando no entendimento do efeito das covariáveis pelas regiões intermediárias. Das onze regiões, quatro tiveram redução média da taxa de mortalidade fetal entre os modelos bayesianos espaciais sem covariável e com covariáveis, reflexo da relação de indicadores municipais insatisfatórios. Dessa maneira, o modelo com covariáveis reduz o efeito causado pelos indicadores municipais. O efeito da variável percentual de adolescentes entre 15 e 17 anos no ensino médio com 2 anos de atraso nesta análise se mostra de acordo com o esperado. Logo, o efeito contrário que o modelo apresentou representa um parâmetro de correção das estimativas.

A região intermediária de São Paulo apresentou a relação de piores indicadores no geral, sofrendo maior impacto das taxas. Apesar do efeito das covariáveis, foi a região com a segunda menor taxa segundo o modelo eleito. Já a região de São José do Rio Preto (SJR) obteve a menor taxa geral dentre as regiões, assim como mostrou ter relação dos melhores indicadores municipais.

As regiões de São José dos Campos (SJC) e Marília mostraram maiores taxas de mortalidade fetal segundo o modelo eleito apesar da relação de indicadores serem opostas na região de Marília. Na região de SJC os indicadores municipais apontaram relação de indicadores municipais insatisfatórios.

Tabela 5 – Médias das taxas totalmente bayesianas e covariáveis do modelo eleito por regiões intermediárias. Estado de SP, 2005-2016.

Efeito nas taxas	Região Intermediária	Taxa Mod 1	Taxa Mod 2	T_FREQ 4A5	T_ATRASO_2_MED	T_DENS	IPVS_MA	Dif
Aumento	SJRP	6,57	6,90	90,99	2,41	14,52	0,01	5,0%
	Araçatuba	7,42	7,74	88,98	2,32	16,19	0,01	4,4%
	Pres. Prudente	7,71	7,99	87,51	2,72	15,91	0,07	3,7%
	Marília	8,05	8,27	89,38	2,63	18,07	0,14	2,8%
	Bauru	7,58	7,70	88,82	3,04	20,82	0,05	1,7%
	Araraquara	7,49	7,60	88,14	3,60	23,09	0,18	1,5%
	Ribeirão Preto	7,70	7,73	88,19	3,43	22,30	0,08	0,4%
Redução	Campinas	7,77	7,71	87,19	3,29	24,14	0,40	-0,7%
	SJC	9,17	8,82	81,80	4,03	27,25	0,12	-3,9%
	Sorocaba	8,12	7,60	80,72	2,90	28,22	0,06	-6,5%
	São Paulo	8,37	7,50	83,99	4,22	37,62	4,83	-10,4%

Legenda:

Taxa Mod 1: Modelo Espacial Sem Covariável

Taxa Mod 2: Modelo Espacial Com Covariáveis

T_FREQ4A5: Percentual de crianças entre 4 e 5 anos na escola

T_ATRASO_2_MED: Percentual de adolescentes entre 15 e 17 anos no ensino médio com 2 anos de atraso

T_DENS: Percentual da população em domicílios com densidade superior a 2 pessoas por dormitório

IPVS_MA: Percentual da população exposta à vulnerabilidade social muito alta

Dif: Diferença em percentual entre as taxas dos modelos

4.5. COMPARAÇÕES ENTRE AS TAXAS DE MORTALIDADE FETAL

Este item tem por objetivo discutir com mais detalhes as comparações entre as taxas brutas, empíricas bayesianas e totalmente bayesianas de mortalidade fetal. A Tabela 6 apresenta a descrição das taxas brutas, empíricas bayesianas e totalmente bayesianas de mortalidade fetal e a Figura 13 mostra a distribuição de taxas a partir do histograma.

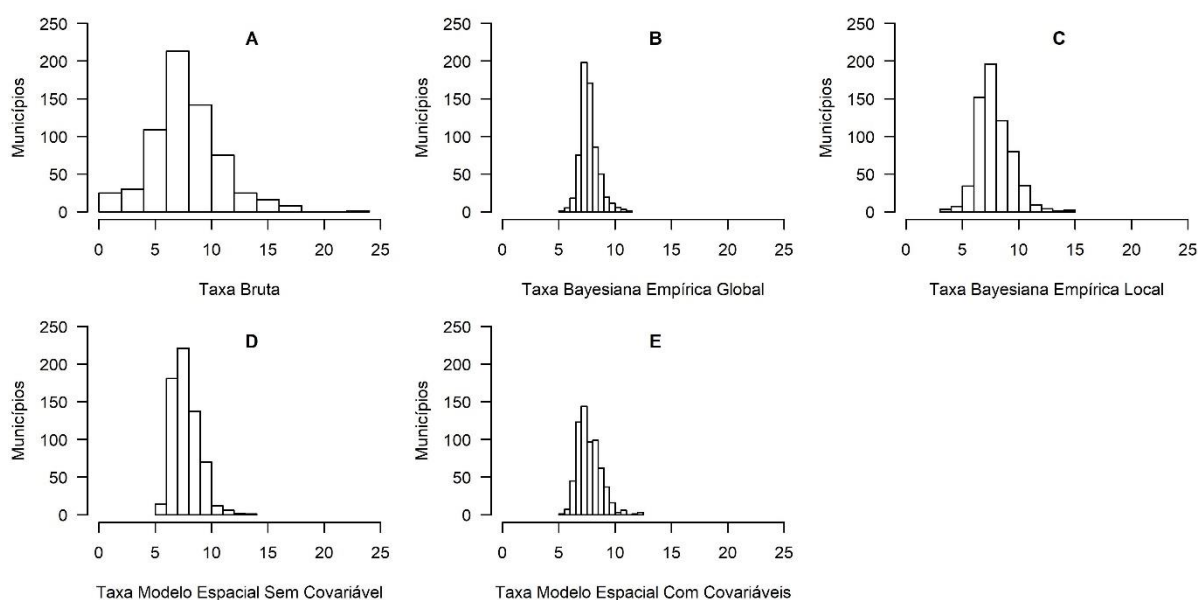
Observa-se que as médias se mantêm similares, assim como o comportamento de assimetria positiva. A amplitude das taxas empíricas bayesianas e totalmente bayesianas foram reduzidas em relação à taxa bruta, de tal modo que as taxas bayesianas empíricas global e local apresentaram a menor e a maior variabilidade entre as taxas calculadas, respectivamente.

Tabela 6 – Descrição das taxas brutas, empíricas bayesianas e totalmente bayesianas de mortalidade fetal.

Taxa de Mortalidade Fetal	Média	DP*	Mínimo	Mediana	Máximo
Bruta	7,74	3,10	0,00	7,58	22,91
Bayesiana Empírica Global	7,69	0,80	5,16	7,56	11,34
Bayesiana Empírica Local	7,81	1,47	3,25	7,61	14,51
Modelo Espacial Sem Covariável	7,72	1,16	5,11	7,52	13,10
Modelo Espacial Com Covariáveis	7,69	1,02	5,42	7,51	12,38

*DP: desvio-padrão

Figura 13 - Histogramas das taxas de mortalidade fetal. Estado de SP, 2005-2016.



A Tabela 7 apresenta os vinte municípios com maiores e menores taxas brutas de mortalidade fetal, com as respectivas taxas empíricas bayesianas e totalmente bayesianas. Não foram observados registros de mortalidade fetal em quatorze municípios, de modo que sete deles percentem à região intermediária de São José do Rio Preto (SJRP). Devido a suavização dos métodos bayesianos empíricos e totalmente bayesianos, nota-se que as taxas calculados pelos quatro métodos são inferiores as taxas brutas nos municípios de maiores taxas, assim como todas as taxas calculadas são superiores as taxas brutas nos municípios com menores taxas de mortalidade fetal. Na Tabela 9 (Apêndice C) são listadas a relação das taxas brutas, empíricas bayesianas e totalmente bayesianas por município.

Tabela 7 - Os vinte municípios com maiores e menores taxas brutas de mortalidade fetal, com as respectivas taxas empíricas bayesianas e totalmente bayesianas. Estado de SP, 2005-2016.

	Município	Região Intermediária	TB	TBEG	TBEL	TME1	TME2
Menores taxas brutas	Turiúba	Araçatuba	0,00	7,27	6,67	6,50	6,80
	Nova Castilho	Araçatuba	0,00	7,30	6,97	6,46	6,81
	Alto Alegre	Araçatuba	0,00	6,89	7,23	7,05	7,36
	Trabiju	Araraquara	0,00	7,24	6,26	6,88	6,98
	Borebi	Bauru	0,00	6,99	6,34	6,83	6,96
	Balbinos	Bauru	0,00	7,29	10,36	8,02	8,30
	Cruzália	Marília	0,00	7,17	5,32	6,60	7,09
	Sebastianópolis do Sul	SJRP	0,00	7,01	5,98	5,90	6,22
	Macedônia	SJRP	0,00	7,05	6,74	6,04	6,46
	Turmalina	SJRP	0,00	7,33	4,74	5,99	6,53
	Dolcinópolis	SJRP	0,00	7,22	6,74	6,04	6,59
	São João das Duas Pontes	SJRP	0,00	7,11	6,64	6,12	6,60
	Embaúba	SJRP	0,00	7,14	5,05	6,58	6,74
	Santana da Ponte Pensa	SJRP	0,00	7,35	5,35	6,56	7,06
	Pratânia	Bauru	1,13	6,62	6,89	6,77	6,89
	Narandiba	Pres. Prudente	1,16	6,65	5,98	6,00	6,39
	Poloni	SJRP	1,30	6,75	4,84	5,52	5,82
	Glicério	Araçatuba	1,40	6,81	6,00	6,45	6,74
	Indiana	Pres. Prudente	1,42	6,82	3,86	6,28	6,74
	Américo de Campos	SJRP	1,46	6,85	3,25	5,95	6,26
Maiores taxas brutas	Pariquera-Açu	Sorocaba	14,33	10,31	11,87	11,70	10,41
	Pirajuí	Bauru	14,36	10,01	12,11	9,47	9,55
	Iporanga	Sorocaba	14,36	8,43	10,35	10,17	9,10
	Analândia	Campinas	14,52	8,30	7,83	8,62	8,74
	Areias	SJC	14,56	8,30	12,47	11,27	10,78
	Itobi	Campinas	15,11	8,83	10,56	10,34	10,14
	Nipoã	SJRP	15,13	8,56	8,53	7,37	7,45
	Irapuru	Pres. Prudente	15,70	8,67	9,24	8,97	9,11
	Inúbia Paulista	Pres. Prudente	15,75	8,29	9,67	9,18	9,41
	Borá	Marília	15,87	7,75	8,15	8,66	8,87
	Queiroz	Marília	15,94	8,29	10,35	9,28	9,39
	Santo Antônio do Jardim	Campinas	16,02	8,62	10,35	10,99	10,97
	Itapura	Araçatuba	16,51	8,65	9,44	9,20	9,66
	Cajobi	Ribeirão Preto	16,77	9,41	11,71	8,62	8,59
	Arco-Íris	Marília	17,42	8,07	11,83	9,26	9,34
	Cândido Rodrigues	Araraquara	17,54	8,07	6,87	7,64	7,72
	Pontes Gestal	SJRP	17,68	8,27	9,06	7,00	7,21
	Lucianópolis	Bauru	17,75	8,18	8,43	8,30	8,47
	Barão de Antonina	Sorocaba	17,75	8,46	10,71	8,93	8,61
	São José do Barreiro	SJC	22,91	9,17	14,25	13,10	12,35

Legenda:

TB: Taxa Bruta

TBEG: Taxa Bayesiana Empírica Global

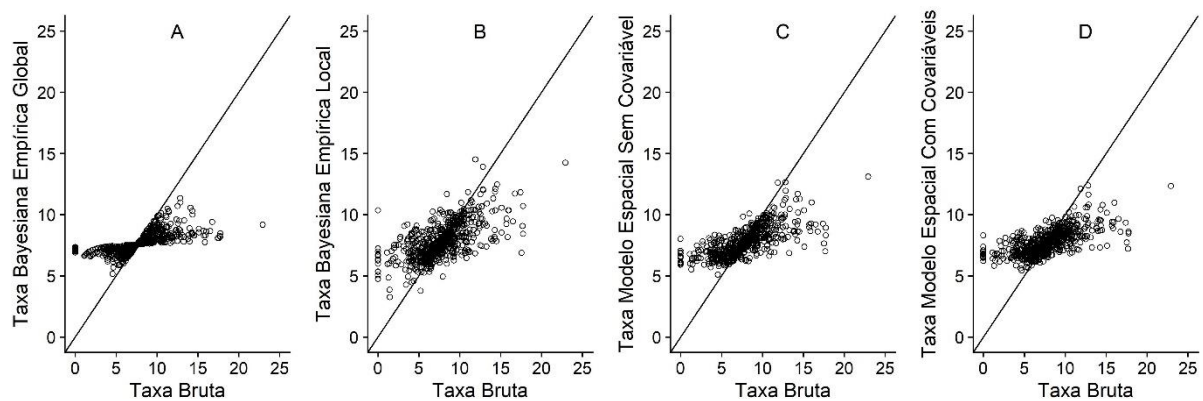
TBEL: Taxa Bayesiana Empírica Local

TME1: Taxa Modelo Espacial Sem Covariável

TME2: Taxa Modelo Espacial Com Covariáveis

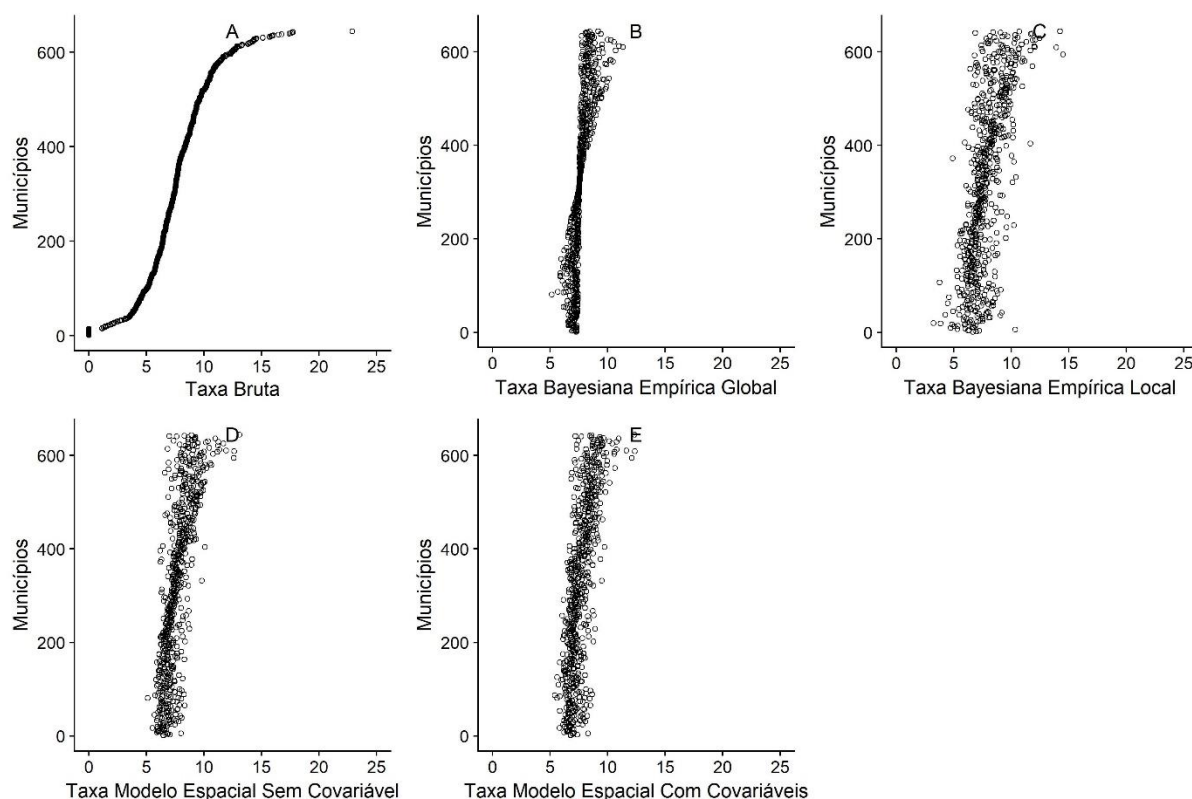
A Figura 14 relaciona a taxa bruta de mortalidade fetal com as taxas bayesianas empíricas e dos modelos bayesiano, respectivamente. Os diagramas indicam uma maior suavização das taxas principalmente nos municípios onde as taxas de mortalidade fetal são mais altas. Observa-se um nó na Figura devido ao método Bayesiano Empírico Global se basear na taxa média global como referência.

Figura 14 – Diagramas de dispersão entre as taxas brutas de mortalidade fetal com as taxas bayesianas empíricas e totalmente bayesiano. Estado de SP, 2005-2016.



A Figura 15 apresenta a distribuição das taxas de mortalidade fetal segundo ordenação crescente da taxa bruta nos municípios. Observa-se o mesmo comportamento de nó nas taxas bayesianas empíricas globais, efeito já mencionado no parágrafo anterior. A variabilidade entre as taxas é maior nas taxas bayesianas empíricas locais e menor nas taxas bayesianas empíricas globais, resultados já apresentados pela Tabela 5. O comportamento entre as taxas bayesianas empíricas globais e das taxas totalmente bayesianas são similares, de modo que a variabilidade entre as taxas do modelo bayesiano espacial com covariáveis é levemente menor que as taxas do modelo bayesiano espacial sem covariável, efeito também já mencionado anteriormente.

Figura 15 – Distribuição das taxas de mortalidade fetal segundo ordenação crescente da taxa bruta nos municípios. Estado de SP, 2005-2016.



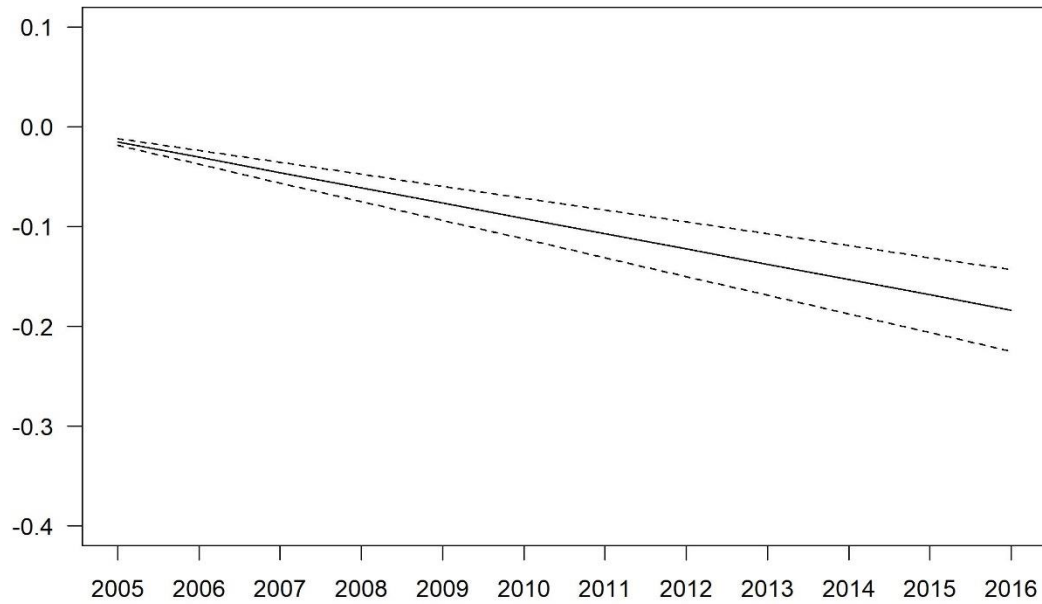
4.6. MODELO BAYESIANO ESPAÇO-TEMPORAL

A modelagem temporal permitiu investigar a variação temporal da taxa de mortalidade fetal, dado que até então as análises se basearam com os dados agregados de ano em ano ao longo de 12 anos.

Considerando o modelo bayesiano espaço-temporal paramétrico, representa-se na Figura 16 a tendência espacial identificando a média posterior para βt com o respectivo intervalo de credibilidade (95%) representado pelas linhas tracejadas.

A Figura 17 exhibe as taxas de mortalidade fetal estimadas por ano, mostrando o efeito de redução das taxas ao longo do tempo. Apesar da evidência de padrões espaço-temporais na mortalidade fetal no estado de SP, este modelo aparenta não ter tido um bom ajuste dado que as taxas foram superestimadas nos anos mais antigos e subestimadas nos anos mais recentes, divergindo dos resultados da Figura 1, onde mostrou variação entre as taxas brutas de mortalidade fetal nos anos entre 7,12/1.000 nascidos e 7,99/1.000 nascidos.

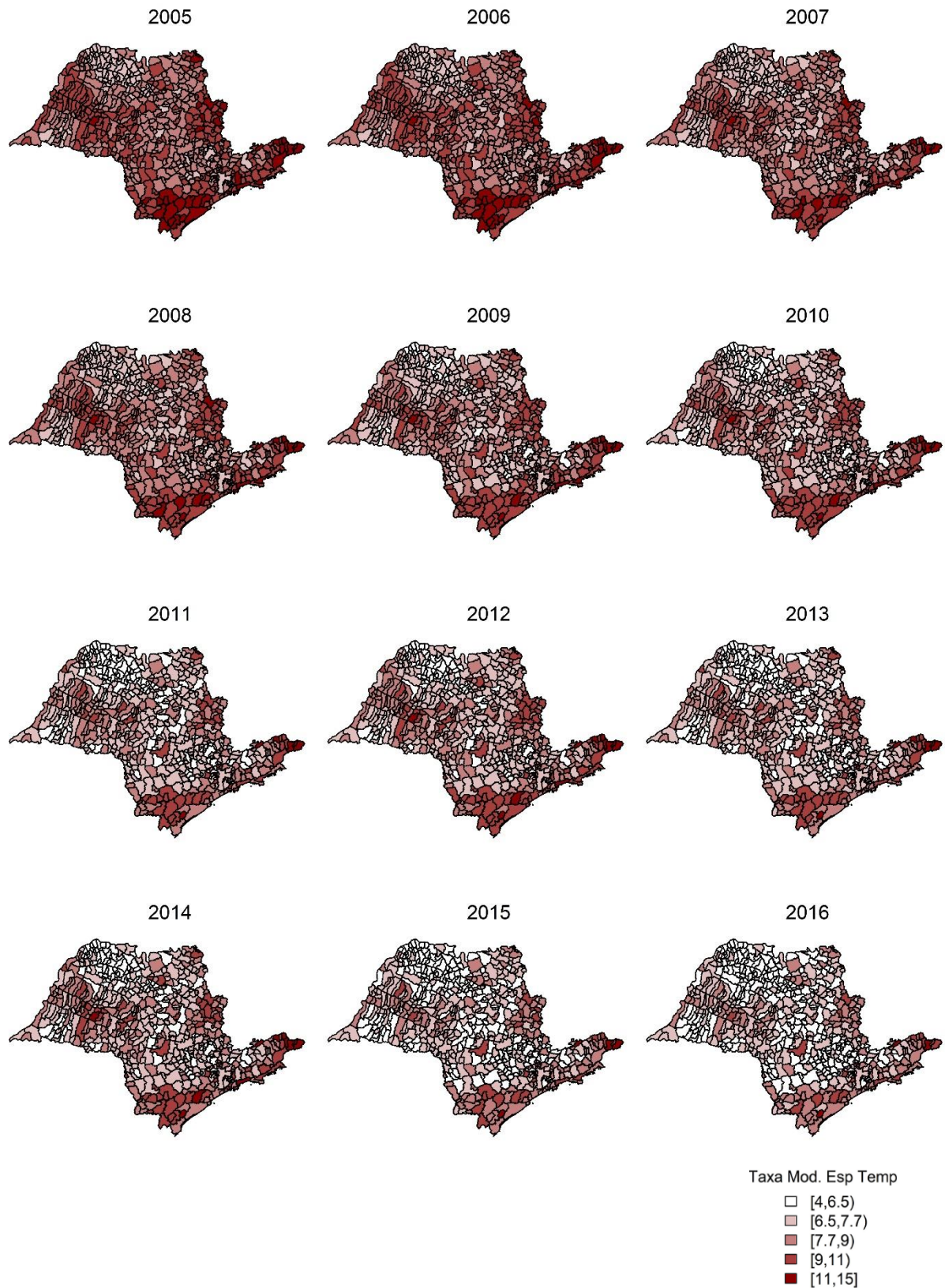
Figura 16 - Tendência temporal linear global e intervalos de credibilidade de 95% para mortalidade fetal para o modelo espaço-temporal paramétrico. Estado de SP, 2005-2016.



A relação de todos os comandos utilizados no software R estão dispostos no Apêndice

D.

Figura 17 - Mapa temático das taxas de mortalidade fetal (por 1.000 nascidos) obtidas pelo modelo bayesiano espaço-temporal paramétrico por município no estado de SP, total de óbitos fetais e nascidos vivos em período anual, entre 2005 e 2016.



4.7. CONSIDERAÇÕES FINAIS SOBRE MÉTODOS

As análises exploratórias espaciais são o ponto de partida para o primeiro conhecimento em relação ao comportamento das variáveis do estudo, além de serem bases para comparação com métodos mais robustos. As taxas brutas geram estimativas com grandes flutuações aleatórias, principalmente em eventos raros, o que pode gerar vieses nos resultados. As taxas empíricas bayesianas são eficazes para suavização e redução da variabilidade das taxas, porém o método Bayesiano Empírico Global se baseia na taxa média global, reduzindo de maneira significativa a amplitude e variabilidade das taxas.

O Índice de Moran e a Estatística Global de Geary são métodos simples que buscam evidenciar autocorrelação espacial, porém limitados, dado que a interpretação do resultado é baseada em p-valor. O Índice de Moran obtido, com valor igual a 0,1648, não viabiliza uma interpretação consistente que evidencia uma distribuição não-aleatória do evento no espaço geográfico. O modelo bayesiano espacial foi mais eficaz para mostrar evidências de autocorrelação espacial da taxa de mortalidade fetal no estado de SP.

O método de seleção de variáveis, a partir de um grande conjunto de indicadores municipais, permitiu identificar fatores associados à mortalidade fetal sem limitar a um número pequeno de indicadores, o que poderia não trazer ganhos ao modelo.

A diferença de valores DIC entre o modelo eleito com covariáveis e o modelo sem covariáveis é igual a 4.05 (3909.92-3905.87). Apesar de não encontrar na literatura referências sobre uma diferença de valores mínima entre modelos para considerar a diferença significativa, observa-se que o ganho no modelo com covariáveis foi uma redução de apenas 0.1%, o que pode não ser apresentar ganhos substanciais nos resultados. No entanto, o estudo das covariáveis evidenciou efeitos significativos dos indicadores municipais, apontando um ganho no modelo com covariáveis após análises mais específicas entre as taxas de mortalidade fetal com as covariáveis.

A consideração sobre o número de anos para a análise parece ser importante para estabilização das estimativas, com menores erros de mensuração, mesmo que não se observasse a questão temporal. A utilização de um ano parece ser insuficiente para obter estimações de forma mais consistente, e por outro lado, períodos muito longos podem causar vieses de estimativas devido a mudanças na definição de evento, novos sistemas para coleta e registro de dados que resultem em menores subnotificações de eventos – e neste caso, consequentemente um aumento do número de eventos, dentre outros fatores a serem levantados. Estas questões

sugerem oportunidades para novas análises e estudos para avaliação do período de coleta de dados adequado para obtenção de estimativas consistentes.

A modelagem bayesiana apresentou como vantagens em relação à análise exploratória, a possibilidade de testar covariáveis - e dessa maneira identificar indicadores associados ao desfecho, além de estimar taxas de mortalidade isolando apenas o efeito espacial. Dessa maneira, a modelagem se classifica como um método de estimação mais aderente em relação às análises exploratórias. O INLA tem por vantagens ser de fácil aplicabilidade, implantação além de ser relativamente rápido. Modelos robustos podem ser aplicados no R-INLA sem a necessidade de códigos complexos (BAKKA et al., 2018), embora a programação exija um treinamento em análise espacial.

O modelo bayesiano espaço-temporal apresentou comportamento de redução da taxa de mortalidade fetal ao longo do tempo, embora não tenha apresentado estimativas aderentes. Este modelo poderia ser melhor explorado através de tentativas por outras distribuições e outras definições de efeitos aleatórios.

DISCUSSÃO 5

DISCUSSÃO

O modelo bayesiano espacial elegeu quatro indicadores municipais como covariáveis, de maneira que duas se referem à educação (percentual de crianças entre 4 e 5 anos na escola e percentual de adolescentes entre 15 e 17 anos no ensino médio com 2 anos de atraso), uma relacionada às condições de habitação (percentual da população em domicílios com densidade superior a 2 pessoas por dormitório) e a última busca medir concentração extrema de pobreza (Percentual da população exposta à vulnerabilidade social muito alta).

A UNICEF apontou por meio do relatório “Todas as Crianças na Escola em 2015” a estimativa de 1,4 milhões de crianças brasileiras entre 4 e 5 anos e 1,5 milhões de adolescentes entre 15 e 17 anos fora da escola em 2009, de tal vista que a renda seja um dos fatores que influencia o acesso à educação - quanto menor a renda familiar, menor a taxa de frequência escolar. Enquanto que a baixa frequência escolar de crianças entre 4 e 5 anos está relacionada em sua maior parte à falta de vagas na rede pública, o desinteresse pelo ensino médio é o maior problema dos adolescentes entre 15 e 17 anos fora da escola (UNICEF, 2012).

Em 2013, foi sancionada a Lei de Diretrizes e Bases da Educação Nacional (LDB) por meio da Lei nº 12.796 (BRASIL, 2013), que torna obrigatório o ensino entre os 4 e 17 anos a partir de 2016. Anteriormente a esta lei, a matrícula escolar era obrigatória a partir dos 6 anos. O estudo não permitiu verificar o impacto dos indicadores relacionados à educação antes e após a revogação da lei, tornando-se uma sugestão para futuros estudos.

Brito, Yazaki e Maia (2006) mostraram que a Região Metropolitana de São Paulo apresenta padrões reprodutivos heterogêneos em relação às características maternas e de nascidos como baixa escolaridade materna, maior paridade, atenção pré-natal insatisfatória, elevada incidência da maternidade precoce e maior proporção de nascidos de raça-cor negra. Observou-se correlação positiva entre tais características e vulnerabilidade social, além de apontar que quanto mais periférico o distrito administrativo, maior o índice de vulnerabilidade social da localidade.

Santos et al. (2018) detectaram diferenças nas características maternas, de gestação, de parto e de recém-nascidos a partir de aglomerados de nascimentos no município de SP, refletindo assim os diferenciais socioeconômicos existentes nesta localidade. Estes achados corroboram com o estudo de Minuci e Almeida (2009), que evidenciaram associação entre vulnerabilidade social e proporção de mães com menos de 18 anos, baixa escolaridade materna e menor número de consultas de pré-natal no MSP. Ferreira et al. (2012) também identificaram

a existência de correlação espacial entre proporção de mães adolescentes e situação socioeconômica em nascimentos no município de São Carlos, localizado no estado de SP.

A região intermediária de São Paulo apresentou uma relação geral de indicadores municipais que indicavam piores condições, porém foi a região com a segunda menor taxa de mortalidade segundo o modelo eleito. Em uma verificação mais detalhada nos dados, este efeito é gerado pelo município de São Paulo, que é responsável por 52% dos nascidos totais dentre os 50 municípios que compõe a região intermediária de São Paulo. Com taxa de mortalidade fetal estimada no modelo eleito em 6,31/1.000 nascidos no município, se posicionando como a 27ª menor taxa do estado de SP, o município impacta a taxa de toda a região intermediária pelo seu porte populacional elevado. As taxas dos municípios da região imediata de Santos, por exemplo, variam entre 7,86/1.000 nascidos em Itariri e 10,23/1.000 nascidos em Bertiooga. Logo, grande parte dos municípios da região intermediária de São Paulo apresentam altas taxas de mortalidade fetal e índices municipais que indicam piores condições.

Vale mencionar que o município de São Paulo possui política pública voltada para a gestante a partir do programa Rede de Proteção à Mãe Paulistana, desenvolvido em 2006. Este programa tem por objetivo oferecer atendimento em saúde e apoio a todas as gestantes do município desde o período da gravidez, garantindo o mínimo de sete consultas de pré-natal, e também durante o parto e puerpério, até o segundo ano de vida da criança (SÃO PAULO, 2015). Embora a cobertura de ações e serviços de saúde voltados às gestantes tenha aumentado no decorrer do tempo, alguns distritos mais periféricos do município ainda apresentam altas proporções de pré-natal inadequado, com menos de sete consultas, corroborando com os achados no estudo vigente (SÃO PAULO, 2011b).

Em relação aos demais municípios, a maioria apresenta o comportamento com altas taxas de mortalidade fetal e piores indicadores municipais. Cubatão por exemplo tem 31% da população exposta a vulnerabilidade muito alta e, no geral, os municípios apresentam altos percentuais de população em domicílios com densidade superior a 2 pessoas por dormitório. SILVA (2013) apontou ausência das condições de urbanidade (conceito que engloba uma série de elementos para uma vida considerada decente no espaço urbano, tais como infraestrutura de água, esgoto e presença de energia elétrica), em três municípios litorâneos que pertencem a região imediata de Santos e à Região Metropolitana da Baixada Santista - Santos, Praia Grande e Peruíbe. Estas condições foram observadas inclusive em áreas nobres, se tornando resultado da potencialização da expansão urbana que gerou aumento das situações de risco para a população. Estas condições impactam inclusive na dificuldade de acesso a população a serviços básicos como serviços de saúde. Em paralelo, ALVES (2013) evidenciou intensa concentração

e sobreposição espacial de situações de vulnerabilidade social e exposição a risco ambiental em áreas do município de Cubatão.

A região de São José do Rio Preto (SJRP), composta por 100 municípios, obteve a menor taxa bruta de mortalidade fetal dentre as regiões, assim como mostrou ter melhores indicadores municipais. Os indicadores podem refletir em melhor acesso das mães a serviços de pré-natal e hospitais para o parto. Além disso, os municípios que compõe o Departamento Regional de Saúde de São José do Rio Preto (SJRP) têm também a maior presença de cesáreas (80%) e menor proporção de nascidos pelo SUS no estado de SP, de acordo com RASPANTINI (2012). Não fica claro se isso pode influenciar o número de óbitos fetais, que pode impactar nas taxas de mortalidade fetal, à medida que nasçam crianças que poderiam eventualmente ter ido a óbito fetal sem o maior acesso a estes recursos. Essa hipótese, assim, não pode ser evidenciada aqui.

A região intermediária de São José dos Campos (SJC), composta por cinco regiões imediatas e 38 municípios, apresentou a maior taxa estimada de mortalidade fetal no estado de SP. A região imediata de Cruzeiro, que se localiza na extremidade do estado e forma fronteira com o estado de Minas Gerais, possui nove municípios e todos apresentam altas taxas de mortalidade fetal, variando entre 9,08/1.000 nascidos (Cachoeira Paulista) e 12,38/1.000 nascidos (Bananal). Alvarenga, Reschilian e Rosemback (2018) observaram um comportamento de expulsão de grupos populacionais menos favorecidos para regiões periféricas e precárias dos municípios da região do Vale da Paraíba, litoral Norte e São José dos Campos (SJC). Este comportamento gera um isolamento social evidenciando o processo de periferização e por consequência, uma carência de serviços oferecidos à população.

Andrews et al. (2017) apontaram alta variabilidade e desigualdade nas taxas de mortalidade fetal e neonatal no estado de SP. Os resultados mostraram que 42% dos municípios do estado apresentaram taxa de mortalidade fetal maior que a taxa de mortalidade neonatal. O estudo apontou que com a ascensão da mortalidade fetal sobre a mortalidade neonatal a médio e longo prazo no Brasil, mudanças nas políticas para prevenção de mortalidade fetal devem ser planejadas e implementadas. Dessa maneira, as tendências de redução da mortalidade fetal ao longo do tempo observadas, embora com magnitudes relativamente pequenas, são importantes para a vigilância em saúde pública.

O presente estudo conseguiu mostrar o impacto de condições ambientais na saúde pública na perspectiva da mortalidade fetal e diferenciais de desigualdades no padrão de comportamento tanto no óbito fetal quanto nos indicadores analisados, mostrando também evidências de associação entre o evento e indicadores municipais. Provavelmente, as condições

de vida da população contribuem para a desigual distribuição espacial de mortalidade fetal no estado de SP e o estudo apontou a necessidade de melhorias e intensificação de políticas relacionadas à saúde pública principalmente em regiões com altas taxas de mortalidade fetal.

Os métodos utilizados foram apropriados para identificar regiões com maiores e menores taxas de mortalidade fetal, de tal modo que os achados do estudo apontam a necessidade de intensificação de políticas públicas que gerem maior atenção à saúde das gestantes que residem em locais com alto risco para mortalidade fetal.

CONCLUSÃO 6

CONCLUSÃO

O estudo apontou evidências de autocorrelação espacial da mortalidade fetal no estado de São Paulo. Além disso, foi possível identificar quatro indicadores municipais associados à mortalidade fetal a partir da proposta apresentada: percentual de crianças entre 4 e 5 anos na escola, percentual de adolescentes entre 15 e 17 anos no ensino médio com 2 anos de atraso, percentual da população em domicílios com densidade superior a 2 pessoas por dormitório e percentual da população exposta à vulnerabilidade social muito alta. Foram encontradas evidências de padrões espaço-temporais na mortalidade fetal no estado de SP que permitem identificar as áreas para as quais são necessárias a busca de soluções por meio de políticas públicas estaduais e municipais que gerem maior atenção à saúde das gestantes que residem em locais com alta vulnerabilidade social e baixo rendimento médio per capita, que são locais de maior risco para a ocorrência de mortalidade fetal.

REFERÊNCIAS

REFERÊNCIAS

ALBOUKADEL, K.; FABIAN, M. **factoextra: Extract and Visualize the Results of Multivariate Data Analyses**. Pacote R Versão 1.0.5. Disponível em: <<https://cran.r-project.org/web/packages/factoextra/index.html>>. Acesso em: 01 jun. 2018. 2017.

ALMEIDA, M. F. et al. Sistemas de informação e mortalidade perinatal: conceitos e condições de uso em estudos epidemiológicos. **Revista Brasileira de Epidemiologia**, [s.l.], v. 9, n. 1, p.56-68, mar. 2006. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/s1415-790x2006000100008>.

ALMEIDA, M. F. et al. Risk-factors for antepartum fetal deaths in the city of São Paulo, Brazil. **Revista de Saúde Pública**, Faculdade de Saúde Pública da Universidade de São Paulo, v. 41, n. 1, p. 35–43, 2007. <http://dx.doi.org/10.1590/S0034-89102007000100006>.

ALMEIDA, N. K. O.; ALMEIDA, M. V. R.; PEDREIRA, C. E.. Adverse perinatal outcomes for advanced maternal age: a cross-sectional study of Brazilian births. **Jornal de Pediatria**, [s.l.], v. 91, n. 5, p.493-498, set. 2015. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jpmed.2014.12.002>.

ALVARENGA, D. N.; RESCHILIAN, P. R.; ROSEMBACK, R. G. Local de moradia e vulnerabilidade social na região metropolitana do Vale do Paraíba e litoral Norte e em São José dos Campos — SP. **Oculum Ensaios**, [s.l.], v. 15, n. 1, p.149-169, 3 abr. 2018. Cadernos de Fe e Cultura, **Oculum Ensaios**, Reflexao, Revista de Ciências Médicas e Revista de Educação da PUC-Campinas. <http://dx.doi.org/10.24220/2318-0919v15n1a3928>.

ALVES, H. P. F. Análise da vulnerabilidade socioambiental em Cubatão-SP por meio da integração de dados sociodemográficos e ambientais em escala intraurbana. **Revista Brasileira de Estudos de População**, [s.l.], v. 30, n. 2, p.349-366, dez. 2013. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/s0102-30982013000200002>.

ANDRADE, L. G. et al. Fatores associados à natimortalidade em uma maternidade escola em Pernambuco: estudo caso-controle. **Revista Brasileira de Ginecologia e Obstetrícia**, Federação Brasileira das Sociedades de Ginecologia e Obstetrícia, v. 31, n. 6, p. 285–292, 2009. <http://dx.doi.org/10.1590/S0100-72032009000600004>.

ANDREWS, K. et al. Time to change focus? Transitioning from higher neonatal to higher stillbirth mortality in São Paulo State, Brazil. **Plos One**, [s.l.], v. 12, n. 12, p.1-13, 22 dez. 2017. Public Library of Science (PLoS). <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0190060>.

AQUINO, M. M. A.; CECATTI, J. G.; MARIANI NETO, C. Risk factors associated to fetal death. **Sao Paulo Medical Journal**, [s.l.], v. 116, n. 6, p.1852-1857, nov. 1998. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/s1516-31801998000600005>.

BAKKA, Haakon et al. Spatial modeling with R-INLA: A review. **Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics**, [s.l.], p.1-24, 5 jul. 2018. Wiley. <http://dx.doi.org/10.1002/wics.1443>.

BANERJEE, S. Revisiting Spherical Trigonometry with Orthogonal Projectors. **The College Mathematics Journal**, [s.l.], v. 35, n. 5, p.375-381, nov. 2004. Informa UK Limited. <http://dx.doi.org/10.1080/07468342.2004.11922099>.

BARBEIRO, F. M. S. et al. Fetal deaths in Brazil: a systematic review. **Revista de Saúde Pública**, [s.l.], v. 49, p.325-329, 2015. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/s0034-8910.2015049005568>.

BERNARDINELLI, L. et al. Bayesian analysis of space—time variation in disease risk. **Statistics In Medicine**, [s.l.], v. 14, n. 21-22, p.2433-2443, 15 nov. 1995. Wiley. <http://dx.doi.org/10.1002/sim.4780142112>.

BERNIS, L. et al. Stillbirths: ending preventable deaths by 2030. **The Lancet**, [s.l.], v. 387, n. 10019, p.703-716, fev. 2016. Elsevier BV. [http://dx.doi.org/10.1016/s0140-6736\(15\)00954-x](http://dx.doi.org/10.1016/s0140-6736(15)00954-x).

BESAG, J.; YORK, J.; MOLLÍÉ, A. Bayesian image restoration, with two applications in spatial statistics. **Annals Of The Institute Of Statistical Mathematics**, [s.l.], v. 43, n. 1, p.1-20, mar. 1991. Springer Nature. <http://dx.doi.org/10.1007/bf00116466>.

BHUTTA, Z. A. et al. Stillbirths: what difference can we make and at what cost?. **The Lancet**, [s.l.], v. 377, n. 9776, p.1523-1538, abr. 2011. Elsevier BV. [http://dx.doi.org/10.1016/s0140-6736\(10\)62269-6](http://dx.doi.org/10.1016/s0140-6736(10)62269-6).

BIVAND, R. **ClassInt: Choose Univariate Class Intervals**: Pacote R Versão 0.1-24. 2017. Disponível em: <<http://CRAN.R-project.org/package=classInt>>. Acesso em: 16 jan. 2017a.

BIVAND, R. **Spdep: Spatial Dependence: Weighting Schemes, Statistics and Models**: Pacote R Versão 0.7-4. Disponível em: <<http://CRAN.R-project.org/package=spdep>>. Acesso em: 16 jan. 2017. 2017b.

BIVAND, R. **Rgdal: Bindings for the 'Geospatial' Data Abstraction Library**: Pacote R Versão 1.2-18. Disponível em: <<http://CRAN.R-project.org/package=rgdal>>. Acesso em: 15 jan. 2018. 2018.

BLANGIARDO, M. et al. Spatial and spatio-temporal models with R-INLA. **Spatial And Spatio-temporal Epidemiology**, [s.l.], v. 4, p.33-49, mar. 2013. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.sste.2012.12.001>.

BLANGIARDO, M.; CAMELETTI, M. **Spatial and Spatio-temporal Bayesian Models**. Chichester: John Wiley & Sons, 2015. 308 p.

BLENCOWE, H. et al. Born Too Soon: The global epidemiology of 15 million preterm births. **Reproductive Health**, [s.l.], v. 10, n. 1, p.1-14, 2013. Springer Nature. <http://dx.doi.org/10.1186/1742-4755-10-s1-s2>.

BLENCOWE, H. et al. National, regional, and worldwide estimates of stillbirth rates in 2015, with trends from 2000: a systematic analysis. **The Lancet Global Health**, [s.l.], v. 4, n. 2, p.98-108, fev. 2016. Elsevier BV. [http://dx.doi.org/10.1016/s2214-109x\(15\)00275-2](http://dx.doi.org/10.1016/s2214-109x(15)00275-2).

BRASIL. IBGE, Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Divisão Territorial Brasileira**. 2002. Disponível em: <http://www.ipeadata.gov.br/doc/divisaoterritorialbrasileira_ibge.pdf>. Acesso em: 7 mai. 2017.

BRASIL. MINISTÉRIO DA SAÚDE. **Manual de vigilância do óbito infantil e fetal e do Comitê de Prevenção do Óbito Infantil e Fetal**: Ministério da Saúde. Secretaria de Vigilância em Saúde. Secretaria de Atenção à Saúde. 2. ed. Brasília: Ministério da Saúde, 2009. Disponível em: <http://bvsmms.saude.gov.br/bvs/publicacoes/manual_obito_infantil_fetal_2ed.pdf>. Acesso em: 7 mai. 2017.

BRASIL. **Lei nº 12.796, de 4 de abril de 2013**. Brasília, 2013. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2011-2014/2013/lei/112796.htm>. Acesso em: 10 out. 2018.

BRASIL. IPEA, Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada. **O Atlas**: Atlas da vulnerabilidade social nos municípios e regiões metropolitanas brasileiras. 2016. Disponível em: <<http://ivs.ipea.gov.br/index.php/pt/sobre>>. Acesso em: 2 maio 2017.

BRASIL. IBGE, Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Regiões Geográficas**. 2017a. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/apps/regioes_geograficas>. Acesso em: 2 maio 2017.

BRASIL. IBGE, Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Divisão Regional do Brasil**. 2017b. Disponível em: <https://ww2.ibge.gov.br/home/geociencias/geografia/default_div_int.shtm?c=1>. Acesso em: 7 maio 2017.

BRITO, A. L. S.; YAZAKI, L. M.; MAIA, P. B. Vulnerabilidade ao nascer no espaço metropolitano. **São Paulo em Perspectiva**, v. 20, n. 1, p. 18-32, jan./mar. 2006.

CARVALHO, T. S.; PELLANDA, L. C.; DOYLE, P. Stillbirth prevalence in Brazil: an exploration of regional differences. **Jornal de Pediatria**, [s.l.], v. 94, n. 2, p.200-206, mar. 2018. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jped.2017.05.006>.

CLIFF, A. D.; ORD, J. K. **Spatial autocorrelation**. London: Pion, 1973.

COUSENS, S. et al. National, regional, and worldwide estimates of stillbirth rates in 2009 with trends since 1995: a systematic analysis. **The Lancet**, [s.l.], v. 377, n. 9774, p.1319-1330, abr. 2011. Elsevier BV. [http://dx.doi.org/10.1016/s0140-6736\(10\)62310-0](http://dx.doi.org/10.1016/s0140-6736(10)62310-0).

DARMSTADT, G. L. et al. Who has been caring for the baby? **The Lancet**, [s.l.], v. 384, n. 9938, p.174-188, jul. 2014. Elsevier BV. [http://dx.doi.org/10.1016/s0140-6736\(14\)60458-x](http://dx.doi.org/10.1016/s0140-6736(14)60458-x).

DRUCK, S. et al. **Análise Espacial de Dados Geográficos**. Brasília: Embrapa, 2004. 189 p. Disponível em: <<http://www.dpi.inpe.br/gilberto/livro/analise/>>. Acesso em: 4 maio 2018.

ELLIOTT, P.; WARTENBERG, D. Spatial Epidemiology: Current Approaches and Future Challenges. **Environmental Health Perspectives**, [s.l.], v. 112, n. 9, p.998-1006, 15 abr. 2004. Environmental Health Perspectives. <http://dx.doi.org/10.1289/ehp.6735>.

FELISBINO-MENDES, M. S. et al. Maternal obesity and fetal deaths: results from the Brazilian cross-sectional demographic health survey, 2006. **BMC Pregnancy And Childbirth**, [s.l.], v. 14, n. 1, p.1-10, 7 jan. 2014. Springer Nature. <http://dx.doi.org/10.1186/1471-2393-14-5>.

FERRAZ, E. M.; GRAY, R. H. A case-control study of stillbirths in Northeast Brazil. **International Journal Of Gynecology & Obstetrics**, [s.l.], v. 34, n. 1, p.13-19, jan. 1991. Wiley. [http://dx.doi.org/10.1016/0020-7292\(91\)90532-a](http://dx.doi.org/10.1016/0020-7292(91)90532-a).

FERREIRA, R. A. et al. Análise espacial da vulnerabilidade social da gravidez na adolescência. **Cadernos de Saúde Pública**, [s.l.], v. 28, n. 2, p.313-323, fev. 2012. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/s0102-311x2012000200010>.

FONSECA, S. C.; COUTINHO, E. S. F. Fatores de risco para mortalidade fetal em uma maternidade do Sistema Único de Saúde, Rio de Janeiro, Brasil: estudo caso-controle. **Cadernos de Saúde Pública**, Fundação Oswaldo Cruz, v. 26, n. 2, p. 240–252, 2010. <http://dx.doi.org/10.1590/S0102-311X2010000200004>.

FRØEN, J. F. et al. Stillbirths: why they matter. **The Lancet**, [s.l.], v. 377, n. 9774, p.1353-1366, abr. 2011. Elsevier BV. [http://dx.doi.org/10.1016/s0140-6736\(10\)62232-5](http://dx.doi.org/10.1016/s0140-6736(10)62232-5).

GOLDENBERG, R. L. et al. Stillbirths: the vision for 2020. **The Lancet**, [s.l.], v. 377, n. 9779, p.1798-1805, maio 2011. Elsevier BV. [http://dx.doi.org/10.1016/s0140-6736\(10\)62235-0](http://dx.doi.org/10.1016/s0140-6736(10)62235-0).

GOVERNO DO ESTADO DE SÃO PAULO. FUNDAÇÃO SISTEMA ESTADUAL DE ANÁLISE DE DADOS. **Índice Paulista de Responsabilidade Social – IPRS: Metodologia - Versão 2014**. 2014. Disponível em: <<http://indices-imp.al.sp.gov.br/view/pdf/iprs/metodologia.pdf>>. Acesso em: 12 nov. 2018.

GOVERNO DO ESTADO DE SÃO PAULO. FUNDAÇÃO SISTEMA ESTADUAL DE ANÁLISE DE DADOS. **Portal de Estatísticas do Estado de São Paulo**. 2018. Disponível em: <<http://www.imp.seade.gov.br/frontend/#/>>. Acesso em: 5 mar. 2018.

GRAVETT, M. G; RUBENS, C.; NUNES, T. M. Global report on preterm birth and stillbirth (2 of 7): discovery science. **BMC Pregnancy And Childbirth**, [s.l.], v. 10, n. 1, p.1-16, 2010. Springer Nature. <http://dx.doi.org/10.1186/1471-2393-10-s1-s2>.

HAINING, R. **Spatial Data Analysis: Theory and Practice**. Cambridge: Cambridge University Press, 2003. 432 p.

HAIR, J. F. et al. **Análise multivariada de dados**. 6. ed. Porto Alegre: Bookman, 2009. 688 p.

HUSSON, F. et al. **FactoMineR: Multivariate Exploratory Data Analysis and Data Mining**. Pacote R Versão 1.41. Disponível em: <<https://cran.r-project.org/web/packages/FactoMineR/index.html>>. Acesso em: 01 jun. 2018. 2018.

JOSEPH, K. S. et al. Influence of definition based versus pragmatic birth registration on international comparisons of perinatal and infant mortality: population based retrospective study. **BMJ**, [s.l.], v. 344, n. 171, p.16-17, 17 fev. 2012. **BMJ**. <http://dx.doi.org/10.1136/bmj.e746>.

KLEIN, C. J. et al. Fatores de risco relacionados à mortalidade fetal. **Revista da AMRIGS**, v. 56, n. 1, p. 11–16, 2012

KRAMER, M. S. et al. Registration artifacts in international comparisons of infant mortality. **Paediatric And Perinatal Epidemiology**, [s.l.], v. 16, n. 1, p.16-22, jan. 2002. Wiley. <http://dx.doi.org/10.1046/j.1365-3016.2002.00390.x>.

LANSKY, S. et al. Social Inequalities in Perinatal Mortality in Belo Horizonte, Brazil: The Role of Hospital Care. **American Journal of Public Health**. v. 97, n. 5, p. 867-873, 2007. <http://dx.doi.org/10.2105/AJPH.2005.075986>

LAURENTI, R. et al. **Estatísticas de Saúde**. São Paulo: Epu Editora, 2005.

LAWN, J. E. et al. Stillbirths: Where? When? Why? How to make the data count?. **The Lancet**, [s.l.], v. 377, n. 9775, p.1448-1463, abr. 2011. Elsevier BV. [http://dx.doi.org/10.1016/s0140-6736\(10\)62187-3](http://dx.doi.org/10.1016/s0140-6736(10)62187-3).

LAWN, J. E. et al. Every Newborn: progress, priorities, and potential beyond survival. **The Lancet**, [s.l.], v. 384, n. 9938, p.189-205, jul. 2014. Elsevier BV. [http://dx.doi.org/10.1016/s0140-6736\(14\)60496-7](http://dx.doi.org/10.1016/s0140-6736(14)60496-7).

LAWN, J. E. et al. Stillbirths: rates, risk factors, and acceleration towards 2030. **The Lancet**, [s.l.], v. 387, n. 10018, p.587-603, fev. 2016. Elsevier BV. [http://dx.doi.org/10.1016/s0140-6736\(15\)00837-5](http://dx.doi.org/10.1016/s0140-6736(15)00837-5).

LORENZI, D. R. S. et al. A natimortalidade como indicador de saúde perinatal. **Cadernos de Saúde Pública**, [s.l.], v. 17, n. 1, p.141-146, fev. 2001. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/s0102-311x2001000100014>.

MACDORMAN, M. F.; GREGORY, E. C. W. Fetal and Perinatal Mortality: United States, 2013. **National Vital Statistics Reports**: v. 64, n. 8, 2015.

MARSHALL, R. J. Mapping Disease and Mortality Rates Using Empirical Bayes Estimators. **Applied Statistics**, [s.l.], v. 40, n. 2, p.283-294, 1991. JSTOR. <http://dx.doi.org/10.2307/2347593>.

MARTINS, E. F. et al. Perinatal mortality and socio-spatial inequalities. **Revista Latino-americana de Enfermagem**, [s.l.], v. 21, n. 5, p.1062-1070, set. 2013. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/s0104-11692013000500008>.

MEDEIROS, A. P. P. et al. Traffic-related air pollution and perinatal mortality: A case-control study. **Environmental Health Perspectives**, v. 117, n. 1, p. 127–132, 2009. <http://dx.doi.org/10.1289/ehp.11679>.

MINUCI, E. G.; ALMEIDA, M. F. Diferenciais intra-urbanos de peso ao nascer no município de São Paulo. **Revista de Saúde Pública**, [s.l.], v. 43, n. 2, p.256-266, abr. 2009. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/s0034-89102009005000011>.

MOORE, D. A.; CARPENTER, T. E. Spatial Analytical Methods and Geographic Information Systems: Use in Health Research and Epidemiology. **Epidemiologic Reviews**, [s.l.], v. 21, n. 2, p.143-161, 1 jan. 1999. Oxford University Press (OUP). <http://dx.doi.org/10.1093/oxfordjournals.epirev.a017993>.

MUKAI, A. O. Análise espacial da mortalidade perinatal no Vale da Paraíba, São Paulo - Brasil [tese]. São Paulo: Faculdade de Medicina, Universidade de São Paulo; 2012. 90 p.

NASCIMENTO, R. C. S. et al. Spatial patterns of preventable perinatal mortality in Salvador, Bahia, Brazil. **Revista de Saúde Pública**, [s.l.], v. 51, p.1-8, 1 jan. 2017. Universidade de São Paulo Sistema Integrado de Bibliotecas - SIBiUSP. <http://dx.doi.org/10.11606/s1518-8787.2017051007076>.

NEVES, L. A. T. et al. Fatores de risco para natimortalidade na cidade de Juiz de Fora. **Revista Médica de Minas Gerais**, v. 14, n. 3, p. 151–157, 2004.

NGUYEN, R. H. N.; WILCOX, A. J. Terms in reproductive and perinatal epidemiology: 2. Perinatal terms. **Journal of Epidemiology and Community Health**, n. 59, p. 1019–1021, 2005. <http://dx.doi.org/10.1136/jech.2004.023465>.

OLIVEIRA, E. F. V.; GAMA, S. G. N.; SILVA, C. M. F. P. Gravidez na adolescência e outros fatores de risco para mortalidade fetal e infantil no município do Rio de Janeiro, Brasil. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 26, n. 3, p. 567–578, 2010. <http://dx.doi.org/10.1590/S0102-311X2010000300014>.

PAIXÃO, E. S. et al. Symptomatic dengue infection during pregnancy and the risk of stillbirth in Brazil, 2006–12: a matched case-control study. **The Lancet Infectious Diseases**, [s.l.], v. 17, n. 9, p.957-964, set. 2017. Elsevier BV. [http://dx.doi.org/10.1016/s1473-3099\(17\)30366-3](http://dx.doi.org/10.1016/s1473-3099(17)30366-3).

PEDRAZA, D. F. Qualidade do Sistema de Informações sobre Nascidos Vivos (Sinasc): análise crítica da literatura. **Ciência & Saúde Coletiva**, [s.l.], v. 17, n. 10, p.2729-2737, out. 2012. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/s1413-81232012001000021>.

PEREIRA, L. A. et al. Association between Air Pollution and Intrauterine Mortality in Sao Paulo, Brazil. **Environmental Health Perspectives**, [s.l.], v. 106, n. 6, p.325-329, jun. 1998. JSTOR. <http://dx.doi.org/10.2307/3434038>.

PITT, C. et al. Donor Funding for Newborn Survival: An Analysis of Donor-Reported Data, 2002–2010. **Plos Medicine**, [s.l.], v. 9, n. 10, p.1-18, 30 out. 2012. Public Library of Science (PLoS). <https://doi.org/10.1371/journal.pmed.1001332>.

PNUD, Programa Das Nações Unidas para o Desenvolvimento; IPEA, Instituto de Pesquisa Econômica e Aplicada; FJP, Fundação João Pinheiro. **Atlas do Desenvolvimento Humano no Brasil: Atlas dos Municípios**. 2013. Disponível em: <<http://www.atlasbrasil.org.br/2013/pt/download/base/>>. 2016. Acesso em: 10 jan. 2018.

R CORE TEAM. **A language and environment for statistical computing**. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. Disponível em: <<http://www.R-project.org/>>. 2016.

RASPANTINI, P. R. Rede de atenção ao nascimento e fatores de risco associados ao parto cesáreo em três regiões de saúde do Estado de São Paulo [dissertação]. São Paulo: Universidade de São Paulo; 2012. 116 p.

ROTHMAN, K. J.; GREENLAND, S; LASH, T. L. **Epidemiologia Moderna**. 3. ed. Porto Alegre: Artmed, 2011. 887 p.

RUE, H.; MARTINO, Sara; C., Nicolas. Approximate Bayesian inference for latent Gaussian models by using integrated nested Laplace approximations. **Journal Of The Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)**, [s.l.], v. 71, n. 2, p.319-392, abr. 2009. Wiley. <http://dx.doi.org/10.1111/j.1467-9868.2008.00700.x>.

RUE, H et al. **Bayesian computing with INLA!**: Pacote R Versão 1.41. 2018. Disponível em: <<http://www.r-inla.org/>>. Acesso em: 1 jun. 2018.

SANTOS, P. C.et al. Diferenciais dos aglomerados de nascidos vivos no Município de São Paulo, Brasil, 2010. **Cadernos de Saúde Pública**, [s.l.], v. 34, n. 6, p.1-13, 21 jun. 2018. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/0102-311x00156416>.

SÃO PAULO. **Declaração de Nascido Vivo**. Manual de preenchimento da Declaração de Nascido Vivo. São Paulo: Secretaria Municipal da Saude: Coordenação de Epidemiologia e Informação – CEInfo, 2011a.

SÃO PAULO. **Atlas da saúde da cidade de São Paulo**: setembro de 2011. Instituto Via Pública, 181 p. [S.l.]: Secretaria Municipal da Saúde, 2011b.

SÃO PAULO. **Relatório Rede de Proteção à Mãe Paulistana Também é Rede Cegonha**. Convênio 004/2012. Janeiro de 2009 à março de 2015. Prefeitura do Município de São Paulo: Secretaria Municipal da Saúde, 2015.

SCHRAMM, J. M. A.; SZWARCOWALD, C. L. Diferenciais nas taxas de mortalidade neonatal e natimortalidade hospitalares no Brasil: um estudo com base no Sistema de Informações Hospitalares do Sistema Único de Saúde (SIH/SUS). **Cadernos de Saúde Pública**, [s.l.], v. 16, n. 4, p.1031-1040, dez. 2000. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/s0102-311x2000000400021>.

SEADE, F. Portal de Estatísticas do Estado de São Paulo. 2018. Acesso em 20/04/2018. Disponível em: < <http://www.seade.gov.br> >.

SILVA, R. B. Urbanização e vulnerabilidade na Região Metropolitana da Baixada Santista, SP : um olhar geográfico das desigualdades intraurbanas em bairros de Santos, Praia Grande e Peruíbe [dissertação]. Campinas: Universidade Estadual de Campinas; 2013. 216 p.

SOKAL, R. R.; ODEN, N. L.. Spatial autocorrelation in biology: 1. Methodology. **Biological Journal Of The Linnean Society**, [s.l.], v. 10, n. 2, p.199-228, jun. 1978. Oxford University Press (OUP). <http://dx.doi.org/10.1111/j.1095-8312.1978.tb00013.x>.

SPIEGELHALTER, D. J. et al. Bayesian measures of model complexity and fit. **Journal Of The Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)**, [s.l.], v. 64, n. 4, p.583-639, out. 2002. Wiley.

SPIEGELHALTER, D. J. et al. The deviance information criterion: 12 years on. **Journal Of The Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)**, [s.l.], v. 76, n. 3, p.485-493, 8 abr. 2014. Wiley. <http://dx.doi.org/10.1111/rssb.12062>.

STANTON, C. et al. Stillbirth rates: delivering estimates in 190 countries. **The Lancet**, [s.l.], v. 367, n. 9521, p.1487-1494, maio 2006. Elsevier BV. [http://dx.doi.org/10.1016/s0140-6736\(06\)68586-3](http://dx.doi.org/10.1016/s0140-6736(06)68586-3).

THE LANCET (Org.). **Ending preventable stillbirths**: An Executive Summary for The Lancet's Series. Reino Unido: Elsevier Inc, 2016. Disponível em: <<http://www.thelancet.com/pb/assets/raw/Lancet/stories/series/stillbirths2016-exec-summ.pdf>>. Acesso em: 10 nov. 2018.

UN, United Nations. **The Millennium Development Goals Report**. Nova York, 2013. Disponível em: <<http://www.un.org/millenniumgoals/pdf/report-2013/mdg-report-2013-english.pdf>>. Acesso em: 2 maio 2018.

UNICEF, Fundo das Nações Unidas Para A Infância. **Todas as crianças na escola em 2015: Iniciativa Global Pelas Crianças Fora da Escola**. Brasília: Cross Content Comunicação, 2012. 129 p. Disponível em: <https://www.unicef.org/brazil/pt/br_oosc_ago12.pdf>. Acesso em: 10 out. 2018.

VEDOVATO, M. A.; LOURENÇO, R. W.; DONALISIO, M. R. Análise espacial da mortalidade infantil e suas relações sócio-ambientais na área urbana de Rio Claro, SP, BR. **Sociedade & Natureza**, [s.l.], v. 23, n. 3, p.435-451, dez. 2011. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/s1982-45132011000300006>.

VENÂNCIO, T. et al. Spatial Approach of Perinatal Mortality in São Paulo State, 2003–2012. **Revista Brasileira de Ginecologia e Obstetrícia / Rbgo Gynecology And Obstetrics**, [s.l.], v. 38, n. 10, p.492-498, 28 nov. 2016. Georg Thieme Verlag KG. <http://dx.doi.org/10.1055/s-0036-1594004>.

VERMELHO L; COSTA A. J. L.; KALE P. L. **Indicadores de saúde**. In: Medronho RA, Carvalho DM, Luiz RR, Werneck GL, organizadores. *Epidemiologia*. São Paulo: Editora Atheneu, 2002.

VIEIRA, M. S. M. et al. Fetal Deaths in Brazil: Historical Series Descriptive Analysis 1996–2012. **Maternal And Child Health Journal**, [s.l.], v. 20, n. 8, p.1634-1650, 23 mar. 2016. Springer Nature. <http://dx.doi.org/10.1007/s10995-016-1962-8>.

VIEIRA, M. S. M. Natimortalidade no Brasil e revisão sistemática sobre os sistemas de classificação utilizados para o esclarecimento das causas do óbito fetal [tese]. Florianópolis: Universidade Federal de Santa Catarina; 2017. 172 p.

VYAS, S.; KUMARANAYAKE, L.. Constructing socio-economic status indices: how to use principal components analysis. **Health Policy And Planning**, [s.l.], v. 21, n. 6, p.459-468, 30 ago. 2006. Oxford University Press (OUP). <http://dx.doi.org/10.1093/heapol/czl029>.

WHO, World Health Organization. **Neonatal and Perinatal Mortality: country, regional and global estimates**. Geneva: World Health Organization, 2006.

WHO, World Health Organization. **100 Core Health Indicators**. Geneva: World Health Organization, 2015. Disponível em: <http://apps.who.int/iris/bitstream/handle/10665/173589/who_his_hsi_2015.3_eng.pdf?sequence=1>. Acesso em: 5 fev. 2018.

WHO, World Health Organization. **International statistical classification of diseases and related health problems - 10th revision**. 3. ed. Suíça: WHO Library Cataloguing-in-Publication Data, 2016.

WHO, World Health Organization; UNICEF, Fundo das Nações Unidas para a Infância. **Every Newborn: An Action Plan To End Preventable Deaths**. Geneva: World Health Organization, 2014. Disponível em: <http://apps.who.int/iris/bitstream/handle/10665/127938/9789241507448_eng.pdf?sequence=1>. Acesso em: 4 jun. 2018.

ZUUR, A. F.; IENO, E. N.; ELPHICK, C. S.. A protocol for data exploration to avoid common statistical problems. **Methods In Ecology And Evolution**, [s.l.], v. 1, n. 1, p.3-14, 13 nov. 2009. Wiley. <http://dx.doi.org/10.1111/j.2041-210x.2009.00001.x>.

APÊNDICE A - Aprovação pelo Comitê de Ética em Pesquisa

USP - FACULDADE DE SAÚDE
PÚBLICA DA UNIVERSIDADE
DE SÃO PAULO - FSP/USP



PARECER CONSUBSTANCIADO DO CEP

DADOS DO PROJETO DE PESQUISA

Título da Pesquisa: Diferenciais intra-urbanos de óbitos perinatais

Pesquisador: Gizelton Pereira Alencar

Área Temática:

Versão: 1

CAAE: 87655518.6.0000.5421

Instituição Proponente: Faculdade de Saúde Pública da Universidade de São Paulo - FSP/USP

Patrocinador Principal: Financiamento Próprio

DADOS DO PARECER

Número do Parecer: 2.667.915

Apresentação do Projeto:

O projeto apresentado de ocupará de analisar diferenciais intra-urbanos de óbitos fetais e neonatais no município de São Paulo.

Objetivo da Pesquisa:

Relacionar taxas de óbito fetal e neonatal com variáveis sócio-demográficas e ambientais e identificar clusters de baixo e alto risco para óbito fetal e neonatal.

Avaliação dos Riscos e Benefícios:

Risco mínimo

Comentários e Considerações sobre a Pesquisa:

Estudo que trará dados importantes em Saúde Pública

Considerações sobre os Termos de apresentação obrigatória:

Os dados serão obtidos de banco de dados de domínio público.

Há dispensa de TCLE já que são dados secundários de bancos públicos

Recomendações:

Aprovação

Conclusões ou Pendências e Lista de Inadequações:

Aprovação

Endereço: Av. Doutor Arnaldo, 715

Bairro: Cerqueira Cesar

CEP: 01.246-904

UF: SP

Município: SAO PAULO

Telefone: (11)3061-7779

Fax: (11)3061-7779

E-mail: coep@fsp.usp.br

APÊNDICE B – Análise de Componentes Principais

Tabela 8 - Relação das cargas fatoriais entre os fatores resultantes do método PCA e indicadores municipais; valores DIC da modelagem bayesiana espacial com cada indicador como covariável.

SIGLA 1	SIGLA 2	DIC	DOMÍNIO	CARGA FATORIAL	SIGLA 1	SIGLA 2	DIC	DOMÍNIO	CARGA FATORIAL
v138	IDHM	3913.91	1	0.954	v055	T_SUPER25M	3914.02	1	0.805
v141	IDHM_R	3913.74	1	0.934	v083	RDPC5	3913.32	1	0.803
v058	CORTE3	3910.33	1	0.925	v093	P_MED	3913.05	1	0.786
v081	RDPC3	3910.33	1	0.925	v139	IDHM_E	3913.33	1	0.785
v082	RDPC4	3910.73	1	0.923	v096	P_SUPER	3914.05	1	0.773
v057	CORTE2	3911.44	1	0.905	v079	RDPC10	3912.97	1	0.760
v077	RDPC	3912.15	1	0.899	v148	IPVS_G3	3914.82	1	0.739
v084	RDPC1	3912.07	1	0.897	v147	IPVS_G2	3913.45	1	0.719
v059	CORTE4	3911.36	1	0.892	v024	T_FBSUPER	3911.92	1	0.706
v080	RDPC2	3911.28	1	0.888	v155	IPRS_R	3910.94	1	0.693
v056	CORTE1	3911.10	1	0.859	v005	SOBRE60	3909.84	1	0.640
v052	T_MED18M	3912.92	1	0.851	v001	ESPVIDA	3909.88	1	0.639
v136	I_ESCOLARIDADE	3914.39	1	0.845	v140	IDHM_L	3909.88	1	0.639
v048	T_FUND18M	3914.53	1	0.845	v032	T_FREQ18A24	3912.39	1	0.617
v054	T_MED25M	3913.61	1	0.843	v004	SOBRE40	3910.19	1	0.610
v049	T_FUND25M	3914.51	1	0.841	v158	Perc_urbanizacao	3912.20	1	0.602
v060	CORTE9	3912.07	1	0.840	v028	T_FLSUPER	3910.63	1	0.588
v092	P_FUND	3914.26	1	0.811	v157	Rend_medio_emp_formais	3910.00	1	0.556
v078	RDPC1	3911.17	1	0.807	v091	P_FORMAL	3912.63	1	0.551

continua

continuação

SIGLA 1	SIGLA 2	DIC	DOMÍNIO	CARGA FATORIAL	SIGLA 1	SIGLA 2	DIC	DOMÍNIO	CARGA FATORIAL
v150	IPVS_G5	3912.48	1	0.545	v132	T_NESTUDA_NTRAB_MMEIO	3911.42	1	-0.705
v090	EMP	3913.41	1	0.537	v003	RAZDEP	3913.97	1	-0.706
v149	IPVS_G4	3913.05	1	0.533	v099	REN1	3914.38	1	-0.708
v047	T_FUND18A24	3911.71	1	0.507	v064	PMPOB	3910.91	1	-0.714
v051	T_MED18A24	3909.69	1	0.503	v065	PMPOBCRI	3910.49	1	-0.719
v118	T_AGUA	3912.35	1	0.501	v010	T_ANALF15M	3913.48	1	-0.775
v033	T_FREQ25A29	3913.53	1	0.488	v012	T_ANALF18M	3913.82	1	-0.781
v029	T_FREQ0A3	3910.46	1	0.480	v144	Tx_analf_18	3913.82	1	-0.781
v146	IPVS_G1	3914.29	1	0.456	v014	T_ANALF25M	3913.95	1	-0.786
v034	T_FREQ4A5	3908.44	1	0.395	v145	Tx_analf_25	3913.95	1	-0.786
v152	PIB_per_capita	3909.50	1	0.358	v126	T_FUNDIN_TODOS	3913.28	1	-0.799
v122	T_LUZ	3911.62	1	0.337	v102	REN5	3913.16	1	-0.807
v135	T_SLUZ	3911.89	1	-0.337	v066	PPOB	3912.30	1	-0.816
v133	T_OCUPDESLOC_1	3912.83	1	-0.436	v128	T_FUNDIN18MINF	3914.35	1	-0.816
v131	T_MULCHEFEFIF014	3913.25	1	-0.443	v127	T_FUNDIN_TODOS_MMEIO	3911.98	1	-0.819
v011	T_ANALF18A24	3912.17	1	-0.473	v067	PPOBCRI	3912.48	1	-0.827
v013	T_ANALF25A29	3912.73	1	-0.514	v100	REN2	3913.16	1	-0.840
v098	REN0	3912.14	1	-0.523	v101	REN3	3912.96	1	-0.850
v117	TRABSC	3912.52	1	-0.542	v076	R2040	3912.55	2	0.792
v063	PINDCRI	3912.22	1	-0.557	v061	GINI	3912.48	2	0.771
v142	IVS	3911.93	1	-0.575	v088	THEIL	3913.16	2	0.766
v134	T_RMAXIDOSO	3912.36	1	-0.582	v075	R1040	3912.80	2	0.756
v062	PIND	3912.70	1	-0.589	v070	PREN20RICOS	3912.92	2	0.725
v002	FECTOT	3912.29	1	-0.670	v068	PREN10RICOS	3912.63	2	0.645
v124	T_CRIFUNDIN_TODOS	3912.11	1	-0.692	v120	T_DENS	3909.15	2	0.632

continua

continuação

SIGLA 1	SIGLA 2	DIC	DOMÍNIO	CARGA FATORIAL	SIGLA 1	SIGLA 2	DIC	DOMÍNIO	CARGA FATORIAL
v094	P_SERV	3910.93	2	0.454	v053	T_MED19A21	3909.42	3	0.454
v038	T_FREQFUND1517	3911.25	2	0.429	v043	T_FUND11a13	3911.21	3	0.441
v040	T_FREQMED1824	3911.35	2	0.395	v041	T_FREQMED614	3910.44	3	0.320
v039	T_FREQFUND1824	3911.29	2	0.378	v159	Tx_aprov_ensfund	3911.18	3	0.296
v123	AGUA_ESGOTO	3911.48	2	0.357	v019	T_ATRASO_1_FUND	3911.08	3	-0.419
v153	Area	3910.86	2	0.352	v022	T_ATRASO_2_FUND	3911.24	3	-0.446
v095	P_SIUP	3910.99	2	0.235	v097	P_TRANSF	3911.24	3	-0.458
v156	IPRS_E	3911.74	2	-0.401	v018	T_ATRASO_1_BASICO	3910.97	3	-0.475
v119	T_BANAGUA	3910.53	2	-0.492	v074	PRENTRAB	3910.76	3	-0.508
v050	T_MED18a20	3909.18	2	-0.501	v021	T_ATRASO_2_BASICO	3911.07	3	-0.514
v087	RPOB	3909.79	2	-0.578	v116	TRABCC	3911.59	3	-0.593
v137	I_FREQ_PROP	3910.79	2	-0.612	v113	T_DES18M	3910.75	4	0.742
v073	PREN80	3912.92	2	-0.725	v109	T_DES	3910.64	4	0.735
v072	PREN60	3912.64	2	-0.812	v112	T_DES1824	3911.35	4	0.659
v071	PREN40	3912.48	2	-0.855	v114	T_DES2529	3911.21	4	0.583
v069	PREN20	3911.82	2	-0.857	v111	T_DES1517	3911.20	4	0.467
v027	T_FLMED	3911.29	3	0.574	v031	T_FREQ15A17	3910.95	4	0.356
v015	T_ATRASO_0_BASICO	3911.08	3	0.571	v105	T_ATIV1517	3911.27	4	-0.385
v007	E_ANOSESTUDO	3911.09	3	0.556	v089	CPR	3911.01	4	-0.475
v045	T_FUND15A17	3911.71	3	0.535	v026	T_FLFUND	3911.13	5	0.756
v016	T_ATRASO_0_FUND	3911.10	3	0.512	v036	T_FREQ6A14	3911.13	5	0.702
v046	T_FUND16A18	3911.88	3	0.504	v030	T_FREQ11A14	3910.30	5	0.648
v006	T_ENV	3910.79	3	0.489	v025	T_FLBAS	3910.94	5	0.556
v143	Tx_envelh	3910.80	3	0.489	v037	T_FREQ6A17	3911.16	5	0.542
v115	THEILtrab	3912.53	3	0.460	v044	T_FUND12A14	3910.48	5	0.478

continua

continuação

SIGLA 1	SIGLA 2	DIC	DOMÍNIO	CARGA FATORIAL	SIGLA 1	SIGLA 2	DIC	DOMÍNIO	CARGA FATORIAL
v125	T_FORA6A14	3911.13	5	-0.702	v151	IPVS_MA	3909.82	10	-0.287
v107	T_ATIV18M	3912.09	6	0.648	v154	Dens_demog	3910.16	10	-0.340
v103	T_ATIV	3913.27	6	0.582	v110	T_DES1014	3910.02	11	0.347
v106	T_ATIV1824	3910.92	6	0.559	v042	T_FREQSUPER1517	3911.95	12	-0.346
v108	T_ATIV2529	3910.89	6	0.514	v121	T_LIXO	3911.83	12	-0.375
v017	T_ATRASO_0_MED	3911.00	7	0.427	v086	RMPOB	3911.25	13	0.434
v020	T_ATRASO_1_MED	3911.15	7	-0.403	v160	Tx_aprov_ensmed	3910.86	13	0.424
v085	RIND	3911.31	8	0.263	v023	T_ATRASO_2_MED	3908.62	14	-0.283
v008	T_ANALF11A14	3912.92	9	-0.291	v130	T_M15A17CF	3911.75	15	-0.256
v009	T_ANALF15A17	3910.60	9	-0.294	v129	T_M10A14CF	3910.86	16	0.371
v104	T_ATIV1014	3910.24	10	0.329	v035	T_FREQ6	3911.22	17	0.440

APÊNDICE C – Taxas Brutas, Bayesianas Empíricas e Totalmente Bayesianas de Mortalidade Fetal por Município

Tabela 9 – Relação das taxas brutas, bayesianas empíricas e totalmente bayesianas de mortalidade fetal por município. Estado de SP, 2005-2016.

Município	TB	TBEG	TBEL	TME1	TME2	Município	TB	TBEG	TBEL	TME1	TME2
Adamantina	8.85	8.15	9.09	8.51	9.00	Anhumas	5.16	7.32	6.95	6.55	6.96
Adolfo	8.23	7.61	7.78	7.44	7.76	Aparecida	7.55	7.55	7.81	8.00	7.93
Aguai	10.04	8.83	9.49	9.41	9.35	Aparecida d'Oeste	9.06	7.7	8.31	7.32	7.76
Águas da Prata	4.19	7.03	8.37	8.34	8.51	Apiáí	8.91	8.19	10.18	9.08	8.26
Águas de Lindóia	7.39	7.5	8.12	7.70	8.04	Araçariguama	8.80	8.08	8.23	7.90	7.17
Águas de Santa Bárbara	8.47	7.7	8.31	7.76	7.80	Araçatuba	6.23	6.44	6.37	6.58	7.00
Águas de São Pedro	3.14	7.3	7.42	6.92	7.17	Araçoiaba da Serra	4.64	6.16	6.17	5.97	5.86
Agudos	7.54	7.55	7.16	7.41	7.50	Aramina	6.74	7.45	7.88	7.87	8.13
Alambari	14.27	8.42	8.02	7.88	7.32	Arandu	5.35	7.22	8.61	7.43	7.33
Alfredo Marcondes	3.94	7.24	7.04	6.72	7.13	Arapeí	11.90	7.82	14.51	12.60	12.11
Altair	1.68	6.95	7.02	6.49	6.78	Araraquara	8.29	8.19	8.15	7.96	8.38
Altinópolis	3.96	6.46	6.39	6.92	7.01	Araras	8.67	8.43	8.35	8.33	8.58
Alto Alegre	0.00	6.89	7.23	7.05	7.36	Arco-Íris	17.42	8.07	11.83	9.26	9.34
Alumínio	5.07	6.62	7.14	6.73	6.66	Arealva	11.22	8.14	6.95	7.70	7.84
Álvares Florence	7.48	7.55	6.3	6.33	6.63	Areias	14.56	8.3	12.47	11.27	10.78
Álvares Machado	4.91	6.42	7.04	6.22	6.66	Areiópolis	6.31	7.22	6.93	7.08	7.05
Álvaro de Carvalho	10.80	7.92	8.58	8.44	8.67	Ariranha	6.08	7.26	6.23	6.88	7.05
Alvinlândia	5.57	7.37	8.57	7.83	8.05	Artur Nogueira	9.06	8.44	7.64	8.31	8.03
Americana	7.85	7.81	7.38	7.55	7.87	Arujá	8.38	8.18	8.36	8.31	7.37
Américo Brasiliense	6.86	7.17	7.16	7.11	7.09	Aspásia	4.39	7.42	4.58	6.42	6.93
Américo de Campos	1.46	6.85	3.25	5.95	6.26	Assis	6.93	7.1	6.89	7.06	7.56
Amparo	8.14	7.94	8.11	7.82	8.03	Atibaia	7.29	7.34	7.62	7.37	6.89
Analândia	14.52	8.3	7.83	8.62	8.74	Auriflama	7.25	7.47	7.35	6.81	7.21
Andradina	7.76	7.68	8.01	7.86	8.28	Avaí	10.86	8.01	7.73	8.13	8.25
Angatuba	7.40	7.49	7.26	7.39	7.21	Avanhandava	8.20	7.72	7.03	7.39	7.61
Anhembi	5.18	7.18	8.07	7.23	7.12	Avaré	8.40	8.18	8.38	7.92	7.88

continua

continuação

Município	TB	TBEG	TBEL	TME1	TME2
Bady Bassitt	6.13	7.12	6.53	6.41	6.79
Balbinos	0.00	7.29	10.36	8.02	8.30
Bálsamo	2.88	6.78	5.93	5.91	6.22
Bananal	12.83	8.72	13.91	12.65	12.38
Barão de Antonina	17.75	8.46	10.71	8.93	8.61
Barbosa	6.35	7.34	7.15	6.97	7.22
Bariri	7.42	7.49	6.47	7.13	7.39
Barra Bonita	8.79	8.13	7.22	7.88	8.11
Barra do Chapéu	9.10	7.8	8.62	8.86	8.00
Barra do Turvo	10.90	8.22	9.93	9.95	8.84
Barretos	8.82	8.53	8.24	8.22	8.36
Barrinha	7.54	7.55	6.84	7.23	6.91
Barueri	6.47	6.55	6.58	6.49	6.15
Bastos	6.93	7.31	8.78	8.20	8.27
Batatais	7.02	7.22	7.29	7.13	7.11
Bauru	6.90	6.95	7.11	6.89	7.22
Bebedouro	9.76	9.06	9.2	8.75	8.66
Bento de Abreu	6.94	7.51	9.15	8.46	8.79
Bernardino de Campos	10.60	8.27	8.26	8.36	8.44
Bertioga	11.47	10.23	9.74	10.56	9.11
Bilac	12.70	8.35	7.44	8.02	8.24
Birigui	7.06	7.18	6.92	6.98	7.18
Biritiba-Mirim	9.66	8.6	9.15	9.27	8.22
Boa Esperança do Sul	5.44	6.89	7.73	6.90	6.89
Bocaina	6.70	7.34	6.06	6.86	6.97
Bofete	6.69	7.36	8	7.24	7.03
Boituva	7.89	7.77	6.79	7.32	6.89
Bom Jesus dos Perdões	5.74	6.81	6.41	6.69	6.28
Bom Sucesso de Itararé	10.55	7.98	9.6	9.31	8.44
Borá	15.87	7.75	8.15	8.66	8.87
Boracéia	10.62	7.94	7.07	7.50	7.64
Borborema	10.20	8.28	9.2	8.10	8.16

Município	TB	TBEG	TBEL	TME1	TME2
Borebi	0.00	6.99	6.34	6.83	6.96
Botucatu	9.82	9.37	9.57	8.91	9.02
Bragança Paulista	8.76	8.55	8.6	8.30	8.06
Braúna	5.26	7.26	6.07	7.05	7.28
Brejo Alegre	5.26	7.4	6.57	6.77	7.01
Brodowski	7.26	7.44	7.37	7.18	7.27
Brotas	6.35	7.06	6.62	6.97	7.00
Buri	5.82	6.79	7.02	7.30	6.72
Buritama	4.99	6.75	6.22	6.47	6.76
Buritizal	6.49	7.44	8.76	8.17	8.36
Cabrália Paulista	9.74	7.82	8.95	8.10	8.23
Cabreúva	6.83	7.1	6.96	6.96	6.37
Caçapava	8.05	7.92	7.18	7.79	7.32
Cachoeira Paulista	8.79	8.16	10.17	9.16	9.08
Caconde	10.51	8.53	9.23	9.49	9.62
Cafelândia	9.37	8.19	8.75	8.31	8.44
Caiabu	5.48	7.36	6.79	6.88	7.30
Caieiras	8.49	8.26	7.53	8.28	7.58
Caiuá	8.42	7.64	8.2	7.94	8.10
Cajamar	7.75	7.7	7.21	7.63	6.70
Cajati	9.81	8.78	9.9	9.72	8.90
Cajobi	16.77	9.41	11.71	8.62	8.59
Cajuru	7.16	7.38	8.28	8.02	8.04
Campina do Monte Alegre	6.44	7.39	6.98	7.31	6.93
Campinas	6.18	6.22	6.21	6.12	6.13
Campo Limpo Paulista	7.68	7.64	7.81	7.64	6.76
Campos do Jordão	12.87	11	12	11.35	10.80
Campos Novos Paulista	6.74	7.45	7.56	7.76	8.06
Cananéia	8.64	7.89	9.73	9.34	8.37
Canas	7.87	7.6	8.83	8.91	8.71
Cândido Mota	6.22	6.94	6.9	6.79	7.16
Cândido Rodrigues	17.54	8.07	6.87	7.64	7.72

continua

continuação

Município	TB	TBEG	TBEL	TME1	TME2
Canitar	14.29	8.49	8.73	8.64	8.70
Capão Bonito	11.16	9.8	9.95	9.93	9.03
Capela do Alto	3.98	6.18	5.77	6.16	5.85
Capivari	7.87	7.75	7.59	7.46	7.00
Caraguatatuba	11.28	10.48	10.94	10.64	9.93
Carapicuíba	7.78	7.76	7.78	7.64	6.56
Cardoso	7.32	7.5	7.63	6.53	6.76
Casa Branca	9.29	8.32	9.81	9.29	9.32
Cássia dos Coqueiros	10.60	7.71	10.1	9.02	9.09
Castilho	5.81	6.9	7.01	7.36	7.79
Catanduva	5.35	5.87	5.33	5.84	6.01
Catiguá	6.42	7.36	5.56	6.56	6.70
Cedral	5.92	7.29	6.61	6.53	6.86
Cerqueira César	10.78	8.73	8.52	8.42	8.22
Cerquilha	6.98	7.24	6.75	6.79	6.80
Cesário Lange	5.74	6.92	6.8	6.56	6.33
Charqueada	7.61	7.57	7.64	7.36	7.17
Chavantes	4.99	6.79	7.04	7.06	7.30
Clementina	6.11	7.27	7.23	7.51	7.74
Colina	7.77	7.63	8.78	7.76	7.78
Colômbia	5.49	7.15	7.63	6.92	7.10
Conchal	8.72	8.12	8.47	8.41	8.23
Conchas	8.08	7.74	7.63	7.35	7.19
Cordeirópolis	6.01	6.94	7.18	6.86	6.89
Coroados	6.48	7.42	6.92	7.08	7.31
Coronel Macedo	5.49	7.3	6.65	7.14	6.95
Corumbataí	13.31	8.15	9.09	8.71	8.70
Cosmópolis	7.19	7.31	7.17	7.11	7.07
Cosmorama	4.74	7.16	5.71	6.05	6.32
Cotia	7.45	7.46	7.39	7.45	7.01
Cravinhos	8.13	7.84	7.53	7.69	7.69

Município	TB	TBEG	TBEL	TME1	TME2
Cristais Paulista	8.85	7.81	7.81	8.33	8.29
Cruzália	0.00	7.17	5.32	6.60	7.09
Cruzeiro	12.84	11.34	12.06	11.93	11.64
Cubatão	9.80	9.39	9.46	9.39	8.59
Cunha	10.31	8.59	9.25	9.74	9.21
Descalvado	7.74	7.64	7.48	7.87	8.10
Diadema	8.36	8.31	8	8.19	7.13
Dirce Reis	13.27	7.79	7.39	6.85	7.31
Divinolândia	4.97	6.94	8.01	8.08	8.52
Dobrada	3.36	6.62	5.5	6.35	6.41
Dois Córregos	6.78	7.19	7.47	7.14	7.13
Dolcinópolis	0.00	7.22	6.74	6.04	6.59
Dourado	5.38	7.17	6.07	6.83	6.96
Dracena	10.24	8.99	9.58	8.89	9.05
Duartina	7.54	7.55	7.13	7.76	7.98
Dumont	9.46	7.9	7.4	7.50	7.48
Echaporã	9.11	7.8	7.53	8.14	8.53
Eldorado	10.07	8.45	10.22	9.80	8.79
Elias Fausto	9.35	8.15	7.44	7.64	7.15
Elisiário	2.21	7.13	5.84	6.47	6.64
Embaúba	0.00	7.14	5.05	6.58	6.74
Embu das Artes	7.34	7.36	7.25	7.29	6.17
Embu-Guaçu	7.64	7.61	7.2	7.81	6.85
Emilianópolis	7.48	7.55	7.22	7.48	7.81
Engenheiro Coelho	8.41	7.87	7.98	8.12	7.86
Espírito Santo do Pinhal	8.70	8.16	8.97	8.90	9.16
Espírito Santo do Turvo	10.28	7.91	8.25	8.12	8.21
Estiva Gerbi	10.83	8.28	8.49	9.42	9.86
Estrela do Norte	4.31	7.29	7.62	6.67	6.96
Estrela d'Oeste	6.48	7.37	6.9	6.31	6.81
Euclides da Cunha Paulista	8.76	7.84	7.7	7.91	8.18

continua

continuação

Município	TB	TBEG	TBEL	TME1	TME2
Fartura	7.47	7.53	7.1	7.37	7.32
Fernando Prestes	7.50	7.55	7.25	7.19	7.35
Fernandópolis	6.90	7.15	6.35	6.49	6.99
Fernão	4.57	7.44	7.05	7.80	8.00
Ferraz de Vasconcelos	9.83	9.52	9.14	9.44	8.00
Flora Rica	9.09	7.62	7.7	7.86	8.17
Floreal	7.52	7.55	6.08	6.34	6.66
Flórida Paulista	10.37	8.23	8.57	8.44	8.72
Florínia	6.49	7.47	5.73	6.78	7.24
Franca	7.54	7.55	7.51	7.44	7.28
Francisco Morato	10.50	10.12	10.31	10.10	8.14
Franco da Rocha	9.87	9.48	9.55	9.32	7.94
Gabriel Monteiro	10.87	7.78	7.15	8.02	8.33
Gália	4.39	7.08	8.59	7.64	7.88
Garça	10.29	9.1	10.29	9.09	9.42
Gastão Vidigal	4.37	7.18	6.27	6.32	6.60
Gavião Peixoto	7.83	7.59	7.63	7.37	7.49
General Salgado	6.38	7.3	6.92	6.52	6.92
Getulina	8.87	7.84	8.27	8.25	8.48
Glicério	1.40	6.81	6	6.45	6.74
Guaçara	8.81	7.88	9.13	8.11	8.36
Guaimbê	10.26	7.98	8.19	8.48	8.70
Guaíra	6.00	6.73	7.65	6.75	6.97
Guapiaçu	5.86	7	6.63	6.46	6.75
Guapiara	11.14	8.95	9.99	9.93	8.83
Guará	11.24	9.01	8.77	8.73	8.60
Guaraçá	7.60	7.56	8.4	8.04	8.40
Guaraci	8.45	7.77	8.34	7.43	7.57
Guarani d'Oeste	8.30	7.59	6.29	6.19	6.70
Guarantã	3.72	6.9	6.84	7.54	7.81
Guararapes	8.97	8.23	8.39	8.51	8.92
Guararema	8.77	8.15	8.33	8.54	7.97

Município	TB	TBEG	TBEL	TME1	TME2
Guaratinguetá	7.74	7.7	7.88	8.03	7.87
Guareí	7.88	7.64	7.09	7.28	6.83
Guariba	7.83	7.71	6.52	7.27	7.24
Guarujá	10.15	9.93	10	9.95	8.37
Guarulhos	7.78	7.77	7.73	7.65	6.56
Guatapar	8.92	7.82	7.66	7.61	7.65
Guzolndia	5.18	7.25	6.82	6.71	7.08
Herculndia	11.01	8.27	11.84	9.50	9.52
Holambra	6.92	7.37	7.22	7.14	7.24
Hortolndia	7.15	7.2	6.67	6.99	6.65
Iacanga	5.83	7.16	7.75	7.23	7.39
Iacri	11.55	8.13	11.02	9.12	9.17
Iaras	2.23	6.77	7.52	6.96	7.00
Ibat	10.60	9.19	9.14	9.23	8.93
Ibir	6.77	7.37	7.24	6.72	6.88
Ibirarema	8.56	7.72	8.24	7.84	8.11
Ibitinga	7.28	7.38	7.61	7.32	7.35
Ibina	9.51	8.96	9.23	8.89	7.86
Icm	8.83	7.82	6.63	7.10	7.26
Iep	11.59	8.32	8.34	8.44	8.66
Igaraçu do Tiet	9.32	8.31	8.18	8.12	7.98
Igarapava	9.16	8.28	9.69	8.75	8.88
Igarat	10.23	8.2	6.69	7.81	7.24
Iguape	9.45	8.46	9.76	9.49	8.55
Ilha Comprida	6.00	7.21	8.63	8.30	7.71
Ilha Solteira	8.49	7.93	8.50	8.07	8.92
Indaiatuba	7.60	7.59	7.07	7.36	7.09
Indiana	1.42	6.82	3.86	6.28	6.74
Indiapor	7.94	7.59	4.92	6.23	6.74
Inbia Paulista	15.75	8.29	9.67	9.18	9.41
Ipaussu	8.98	7.98	8.13	7.95	7.98
Iper	6.66	7.15	6.70	6.67	6.27

continua

continuação

Município	TB	TBEG	TBEL	TME1	TME2
Ipeúna	3.56	6.85	7.84	6.88	6.92
Ipiguá	9.26	7.74	6.56	6.64	6.93
Iporanga	14.36	8.43	10.35	10.17	9.10
Ipuã	6.99	7.38	7.43	7.39	7.53
Iracemápolis	6.91	7.31	7.53	7.16	7.11
Irapuã	1.87	6.58	6.41	6.43	6.71
Irapuru	15.70	8.67	9.24	8.97	9.11
Itaberá	5.76	6.91	7.62	7.30	7.02
Itaí	8.54	8.00	8.11	7.81	7.52
Itajobi	6.47	7.27	6.81	6.96	7.15
Itaju	6.94	7.51	7.15	7.27	7.39
Itanhaém	9.62	9.13	8.40	9.30	8.47
Itaóca	9.65	7.75	9.42	9.35	8.46
Itapeçerica da Serra	10.31	9.95	9.12	9.81	8.61
Itapetininga	7.12	7.20	7.18	7.14	6.76
Itapeva	7.73	7.69	7.97	7.95	7.26
Itapevi	7.92	7.89	7.85	7.71	6.51
Itapira	9.66	8.92	8.97	8.75	9.03
Itapirapuã Paulista	5.43	7.29	7.33	8.17	7.45
Itápolis	9.89	8.77	8.26	8.18	8.27
Itaporanga	5.80	6.97	6.51	7.19	7.10
Itapuí	6.10	7.16	6.30	6.78	6.89
Itapura	16.51	8.65	9.44	9.20	9.66
Itaquaquetuba	9.64	9.49	9.21	9.36	7.52
Itararé	9.38	8.69	8.95	8.96	8.37
Itariri	8.63	7.86	9.55	9.20	8.21
Itatiba	7.61	7.60	7.07	7.33	7.17
Itatinga	4.67	6.36	6.70	6.73	6.60
Itirapina	5.32	6.92	6.98	7.14	7.25
Itirapuã	7.58	7.56	8.87	7.86	7.95
Itobi	15.11	8.83	10.56	10.34	10.14
Itu	7.19	7.25	7.21	7.14	6.87

Município	TB	TBEG	TBEL	TME1	TME2
Itupeva	5.26	6.09	6.17	6.04	5.73
Ituverava	7.27	7.41	7.78	7.56	7.93
Jaborandi	4.02	6.99	8.30	7.20	7.27
Jaboticabal	6.39	6.78	6.58	6.73	6.85
Jacareí	6.63	6.74	6.60	6.75	6.50
Jaci	5.90	7.32	6.04	6.40	6.70
Jacupiranga	9.50	8.27	9.82	9.69	8.88
Jaguariúna	5.81	6.48	6.10	6.21	6.16
Jales	7.35	7.44	6.82	6.68	7.18
Jambeiro	11.87	8.11	6.83	8.13	7.72
Jandira	7.80	7.75	7.46	7.62	6.87
Jardinópolis	6.72	7.09	7.25	6.92	6.81
Jarinu	6.84	7.22	7.21	7.19	6.63
Jaú	5.74	6.11	6.59	6.15	6.34
Jeriquara	7.89	7.59	8.78	8.23	8.29
Joanópolis	6.71	7.34	6.09	7.03	6.75
João Ramalho	7.58	7.56	10.13	8.64	8.77
José Bonifácio	6.47	7.02	6.94	6.63	6.94
Júlio Mesquita	4.03	7.11	7.39	7.68	8.00
Jumirim	2.47	7.19	6.12	6.43	6.41
Jundiaí	6.69	6.76	6.81	6.69	6.65
Junqueirópolis	7.35	7.48	9.26	7.85	8.08
Juquiá	10.50	8.78	10.46	9.92	8.86
Juquitiba	7.77	7.67	7.08	8.31	7.31
Lagoinha	3.47	7.15	7.20	8.07	7.88
Laranjal Paulista	6.65	7.15	7.37	6.74	6.68
Lavínia	10.54	7.89	8.11	8.28	8.56
Lavrinhas	8.42	7.73	11.68	10.08	9.75
Leme	10.44	9.72	9.47	9.74	9.47
Lençóis Paulista	5.75	6.36	6.45	6.48	6.73
Limeira	7.00	7.06	7.66	6.99	6.99
Lindóia	2.13	6.73	6.50	7.10	7.43

continua

continuação

Município	TB	TBEG	TBEL	TME1	TME2
Lins	10.03	9.25	9.57	9.26	9.81
Lorena	8.91	8.55	8.46	8.90	8.79
Lourdes	11.03	7.73	6.94	6.95	7.25
Louveira	7.12	7.29	6.80	6.90	6.68
Lucélia	8.23	7.78	8.96	8.40	8.76
Lucianópolis	17.75	8.18	8.43	8.30	8.47
Luís Antônio	7.59	7.56	7.04	7.62	7.76
Luiziânia	9.35	7.81	7.95	8.13	8.30
Lupércio	6.66	7.44	9.58	8.08	8.32
Lutécia	4.56	7.32	7.68	8.06	8.45
Macatuba	5.85	6.97	6.31	6.82	6.99
Macaubal	5.32	7.21	5.71	6.24	6.50
Macedônia	0.00	7.05	6.74	6.04	6.46
Magda	4.56	7.32	5.97	6.25	6.60
Mairinque	8.16	7.93	7.83	7.86	7.55
Mairiporã	9.09	8.67	7.83	8.58	7.67
Manduri	9.22	7.89	8.23	8.00	7.91
Marabá Paulista	5.94	7.41	7.01	7.31	7.56
Maracaí	5.65	7.00	7.59	7.06	7.47
Marapoama	6.39	7.49	6.21	6.89	7.07
Mariápolis	1.99	7.06	7.52	7.48	7.85
Marília	7.50	7.51	7.73	7.57	8.17
Marinópolis	4.08	7.40	6.26	6.92	7.38
Martinópolis	6.22	7.02	7.15	7.24	7.50
Matão	5.71	6.27	6.24	6.36	6.59
Mauá	8.91	8.82	8.54	8.70	7.62
Mendonça	5.16	7.32	6.23	6.78	7.08
Meridiano	6.40	7.46	6.51	6.30	6.67
Mesópolis	3.44	7.34	4.26	5.96	6.51
Miguelópolis	7.80	7.65	6.91	7.57	7.69
Mineiros do Tietê	9.59	8.10	7.12	7.85	7.81
Mira Estrela	6.49	7.50	6.37	6.32	6.72

Município	TB	TBEG	TBEL	TME1	TME2
Miracatu	14.11	10.56	11.32	11.24	9.58
Mirandópolis	8.54	7.97	7.73	8.11	8.40
Mirante do Paranapanema	4.27	6.54	6.18	6.37	6.60
Mirassol	5.94	6.56	6.49	6.15	6.47
Mirassolândia	8.43	7.65	5.98	6.44	6.70
Mococa	11.13	9.92	9.65	10.23	10.65
Mogi das Cruzes	8.74	8.67	8.74	8.61	8.11
Mogi Guaçu	7.73	7.70	8.40	7.92	8.23
Moji Mirim	9.19	8.74	8.70	8.64	8.94
Mombuca	7.76	7.58	7.16	7.15	6.85
Monções	10.83	7.72	6.44	6.62	6.90
Mongaguá	9.10	8.51	9.21	9.05	8.48
Monte Alegre do Sul	8.11	7.64	8.24	7.85	8.02
Monte Alto	6.17	6.79	6.48	6.81	7.08
Monte Aprazível	5.64	6.88	5.74	6.10	6.34
Monte Azul Paulista	10.14	8.47	9.68	8.28	8.32
Monte Castelo	9.54	7.74	7.81	8.16	8.45
Monte Mor	7.73	7.67	6.87	7.34	6.88
Monteiro Lobato	9.21	7.71	6.54	7.68	7.42
Morro Agudo	7.69	7.63	7.85	7.51	7.41
Morungaba	11.04	8.55	7.08	8.02	7.80
Motuca	4.46	7.20	7.29	7.01	7.13
Murutinga do Sul	13.82	8.04	8.02	8.61	8.93
Nantes	6.37	7.46	8.72	7.66	7.91
Narandiba	1.16	6.65	5.98	6.00	6.39
Natividade da Serra	11.90	8.16	10.37	9.33	8.67
Nazaré Paulista	4.69	6.61	7.12	7.00	6.39
Neves Paulista	6.62	7.42	6.32	6.44	6.72
Nhandeara	6.41	7.33	5.95	6.26	6.57
Nipoã	15.13	8.56	8.53	7.37	7.45
Nova Aliança	3.81	7.06	6.19	6.34	6.67
Nova Campina	12.38	8.74	9.07	9.75	8.83

continua

continuação

Município	TB	TBEG	TBEL	TME1	TME2
Nova Canaã Paulista	4.57	7.44	8.84	7.09	7.55
Nova Castilho	0.00	7.30	6.97	6.46	6.81
Nova Europa	10.77	8.37	8.05	7.93	8.02
Nova Granada	6.33	7.11	6.07	6.46	6.72
Nova Guataporanga	3.64	7.36	8.02	7.94	8.24
Nova Independência	8.26	7.62	7.50	8.01	8.31
Nova Luzitânia	11.47	7.91	7.76	6.92	7.20
Nova Odessa	5.74	6.46	6.53	6.08	6.21
Novais	4.88	7.19	5.33	6.34	6.42
Novo Horizonte	7.71	7.64	8.16	7.56	7.77
Nuporanga	6.46	7.39	7.40	7.35	7.44
Ocaçu	13.85	8.32	8.03	8.67	8.87
Óleo	2.74	7.24	8.18	7.56	7.64
Olímpia	7.65	7.61	7.81	7.31	7.45
Onda Verde	4.62	7.23	6.55	6.40	6.72
Oriente	14.25	8.56	8.19	9.20	9.55
Orindiúva	4.31	7.06	6.57	6.40	6.67
Orlândia	7.45	7.50	7.33	7.37	7.66
Osasco	8.83	8.78	8.62	8.63	7.74
Oscar Bressane	6.45	7.49	9.53	8.36	8.79
Osvaldo Cruz	9.07	8.20	10.08	8.81	9.05
Ourinhos	6.93	7.08	7.18	7.09	7.32
Ouro Verde	12.52	8.58	10.04	8.97	9.01
Ouroeste	3.68	6.75	4.93	5.70	6.31
Pacaembu	8.32	7.72	9.57	8.21	8.50
Palestina	4.11	6.80	6.03	6.19	6.42
Palmareis Paulista	5.65	7.07	5.27	6.50	6.53
Palmeira d'Oeste	7.14	7.48	6.22	6.82	7.29
Palmital	9.31	8.21	7.47	8.16	8.33
Panorama	10.59	8.63	9.17	8.78	8.64
Paraguaçu Paulista	8.08	7.86	7.71	8.03	8.30
Paraibuna	6.23	7.10	8.38	8.04	7.63

Município	TB	TBEG	TBEL	TME1	TME2
Paraíso	3.83	7.07	5.43	6.79	6.94
Paranapanema	11.43	9.02	9.40	8.77	8.16
Paranapuã	3.84	7.22	6.18	6.02	6.58
Parapuã	13.99	8.89	10.27	9.41	9.43
Pardinho	8.07	7.65	8.62	7.62	7.48
Pariquera-Açu	14.33	10.31	11.87	11.70	10.41
Parisi	3.51	7.35	6.19	6.19	6.55
Patrocínio Paulista	9.36	8.13	7.43	7.99	8.04
Paulicéia	8.45	7.72	7.96	8.12	8.25
Paulínia	5.38	5.92	6.25	5.84	6.12
Paulistânia	4.08	7.40	8.46	7.74	7.91
Paulo de Faria	9.08	7.86	6.90	7.12	7.26
Pederneiras	6.73	7.08	6.67	6.88	7.08
Pedra Bela	2.49	6.88	7.53	7.08	7.03
Pedranópolis	3.82	7.38	6.50	6.22	6.59
Pedregulho	12.55	9.27	9.71	9.72	9.63
Pedreira	5.45	6.43	6.20	6.34	6.36
Pedrinhas Paulista	6.31	7.48	5.34	6.89	7.36
Pedro de Toledo	12.32	8.73	10.64	10.00	8.85
Penápolis	6.55	6.92	6.74	6.74	7.10
Pereira Barreto	8.96	8.16	7.46	7.98	8.41
Pereiras	5.71	7.20	6.87	6.80	6.56
Peruibe	9.36	8.83	9.42	9.26	8.59
Piacatu	7.59	7.56	8.73	8.31	8.53
Piedade	7.62	7.60	7.77	7.59	7.01
Pilar do Sul	6.34	6.96	7.15	7.07	6.72
Pindamonhangaba	7.35	7.39	7.41	7.52	7.14
Pindorama	4.52	6.71	5.58	6.28	6.45
Pinhalzinho	6.71	7.34	8.26	7.60	7.65
Piquerobi	4.39	7.30	7.13	7.31	7.62
Piquete	8.58	7.85	9.39	9.16	9.17
Piracaia	8.03	7.77	7.86	7.51	7.17

continua

continuação

Município	TB	TBEG	TBEL	TME1	TME2
Piracicaba	7.79	7.77	7.53	7.57	7.21
Piraju	6.43	7.03	8.17	7.21	7.27
Pirajuí	14.36	10.01	12.11	9.47	9.55
Pirangi	3.64	6.74	7.91	6.93	7.10
Pirapora do Bom Jesus	10.71	8.68	7.81	8.26	7.42
Pirapozinho	7.80	7.66	7.19	6.95	7.18
Pirassununga	9.59	8.92	9.31	9.11	9.35
Piratininga	9.61	8.10	7.12	8.06	8.21
Pitangueiras	9.22	8.48	7.92	8.16	7.95
Planalto	9.80	7.86	7.50	6.89	7.08
Platina	5.33	7.34	7.21	7.46	7.78
Poá	7.99	7.91	8.13	8.04	7.14
Poloni	1.30	6.75	4.84	5.52	5.82
Pompéia	9.43	8.24	8.07	8.73	9.05
Pongaí	5.05	7.38	8.42	7.89	8.13
Pontal	7.80	7.70	7.33	7.47	6.72
Pontalinda	7.37	7.54	7.01	6.54	6.99
Pontes Gestal	17.68	8.27	9.06	7.00	7.21
Populina	5.22	7.32	3.78	5.92	6.46
Porangaba	7.19	7.49	7.37	7.13	6.78
Porto Feliz	6.44	6.88	6.93	6.73	6.47
Porto Ferreira	7.97	7.81	8.70	8.11	8.43
Potim	12.74	9.51	9.65	10.00	9.16
Potirendaba	7.71	7.60	6.75	6.86	7.09
Pracinha	14.02	7.81	7.88	8.39	8.68
Pradópolis	7.01	7.36	7.21	7.13	7.16
Praia Grande	9.30	9.14	9.32	9.15	8.30
Pratânia	1.13	6.62	6.89	6.77	6.89
Presidente Alves	4.74	7.25	9.09	7.86	8.12
Presidente Bernardes	6.53	7.32	5.78	6.86	7.23
Presidente Epitácio	9.28	8.55	8.95	8.57	8.68
Presidente Prudente	7.36	7.39	7.12	7.18	7.78

Município	TB	TBEG	TBEL	TME1	TME2
Presidente Venceslau	5.58	6.57	6.75	6.99	7.42
Promissão	8.11	7.85	7.33	7.63	7.97
Quadra	10.59	7.81	6.87	7.20	6.84
Quatá	7.86	7.65	10.23	8.54	8.71
Queiroz	15.94	8.29	10.35	9.28	9.39
Queluz	12.73	8.80	10.69	11.18	10.61
Quintana	10.19	7.94	10.96	9.02	9.22
Rafard	9.39	7.94	6.82	7.42	7.11
Rancharia	10.55	8.97	9.99	9.00	9.12
Redenção da Serra	10.33	7.83	7.51	8.36	7.91
Regente Feijó	3.98	6.32	6.80	6.15	6.63
Reginópolis	6.48	7.42	7.33	7.64	7.81
Registro	8.80	8.39	9.31	9.13	8.34
Restinga	7.51	7.55	7.41	7.40	7.25
Ribeira	6.76	7.47	8.47	8.65	7.92
Ribeirão Bonito	8.27	7.77	7.65	7.51	7.54
Ribeirão Branco	9.82	8.49	9.07	9.39	8.28
Ribeirão Corrente	9.07	7.75	7.49	7.93	7.95
Ribeirão do Sul	4.78	7.26	7.43	7.50	7.78
Ribeirão dos Índios	8.00	7.58	8.12	7.51	7.81
Ribeirão Grande	11.38	8.33	11.18	10.10	9.18
Ribeirão Pires	7.52	7.53	7.67	7.62	7.08
Ribeirão Preto	7.59	7.58	7.44	7.43	7.78
Rifaina	6.70	7.49	10.25	8.74	8.92
Rincão	10.88	8.39	7.80	7.98	7.95
Rinópolis	11.04	8.28	10.33	9.29	9.40
Rio Claro	8.32	8.20	8.26	8.06	8.18
Rio das Pedras	7.64	7.60	7.52	7.20	6.90
Rio Grande da Serra	7.33	7.42	7.71	7.52	6.68
Riolândia	9.07	7.92	8.46	7.15	7.22
Riversul	12.12	8.29	8.53	8.72	8.22
Rosana	7.25	7.44	7.70	7.43	7.83

continua

continuação

Município	TB	TBEG	TBEL	TME1	TME2
Roseira	10.60	8.31	7.85	8.71	8.39
Rubiácea	4.69	7.34	8.76	8.29	8.66
Rubinéia	3.23	7.31	9.07	7.37	7.93
Sabino	6.08	7.35	8.79	7.63	7.92
Sagres	8.85	7.64	8.97	8.50	8.75
Sales	5.26	7.26	6.49	7.03	7.32
Sales Oliveira	6.88	7.40	7.28	7.23	7.22
Salesópolis	7.35	7.48	9.04	8.58	7.77
Salmourão	12.86	8.18	9.20	9.07	9.30
Saltinho	1.99	6.65	7.28	6.22	6.15
Salto	6.51	6.74	6.91	6.60	6.26
Salto de Pirapora	5.91	6.61	6.72	6.51	6.17
Salto Grande	9.10	7.89	7.05	7.91	8.11
Sandovalina	4.42	7.19	6.66	6.61	6.89
Santa Adélia	7.23	7.46	7.72	7.07	7.25
Santa Albertina	4.14	7.14	4.47	6.12	6.67
Santa Bárbara d'Oeste	7.51	7.52	7.37	7.33	7.18
Santa Branca	11.22	8.59	8.46	8.90	8.26
Santa Clara d'Oeste	3.61	7.36	9.19	7.14	7.66
Santa Cruz da Conceição	8.58	7.64	10.14	8.80	8.86
Santa Cruz da Esperança	12.50	7.84	7.50	7.97	7.99
Santa Cruz das Palmeiras	10.85	9.20	9.25	9.67	9.44
Santa Cruz do Rio Pardo	8.78	8.26	8.21	8.09	8.33
Santa Ernestina	8.24	7.65	6.64	7.06	7.06
Santa Fé do Sul	10.30	8.78	8.47	8.18	8.63
Santa Gertrudes	5.89	6.82	8.04	6.85	6.86
Santa Isabel	9.77	8.97	8.50	8.84	7.74
Santa Lúcia	7.18	7.47	7.34	7.39	7.43
Santa Maria da Serra	7.81	7.60	8.16	7.52	7.42
Santa Mercedes	6.90	7.51	9.66	8.17	8.35
Santa Rita do Passa Quatro	6.04	6.97	8.05	7.69	8.05

Município	TB	TBEG	TBEL	TME1	TME2
Santa Rita d'Oeste	4.13	7.40	7.99	6.72	7.23
Santa Rosa de Viterbo	11.67	9.26	10.40	9.70	9.99
Santa Salete	6.25	7.52	5.77	6.54	7.03
Santana da Ponte Pensa	0.00	7.35	5.35	6.56	7.06
Santana de Parnaíba	5.48	5.87	6.16	6.06	5.62
Santo Anastácio	5.99	7.00	5.55	6.78	7.08
Santo André	7.03	7.05	7.04	6.99	6.72
Santo Antônio da Alegria	11.68	8.14	8.76	8.76	8.60
Santo Antônio de Posse	7.56	7.56	7.92	7.42	7.38
Santo Antônio do Aracanguá	9.13	7.85	6.87	7.07	7.46
Santo Antônio do Jardim	16.02	8.62	10.35	10.99	10.97
Santo Antônio do Pinhal	9.90	7.97	9.22	8.88	8.67
Santo Expedito	7.25	7.53	7.29	7.23	7.58
Santópolis do Aguapeí	2.69	6.95	8.04	7.80	8.09
Santos	9.13	9.00	9.10	8.97	9.21
São Bento do Sapucaí	7.05	7.44	8.64	8.70	8.71
São Bernardo do Campo	7.18	7.19	7.16	7.09	6.88
São Caetano do Sul	4.56	5.16	5.89	5.10	5.62
São Carlos	6.45	6.60	6.64	6.66	7.05
São Francisco	5.78	7.45	7.15	6.57	7.06
São João da Boa Vista	10.48	9.59	10.08	9.96	10.18
São João das Duas Pontes	0.00	7.11	6.64	6.12	6.60
São João de Iracema	4.35	7.42	6.54	6.32	6.75
São João do Pau d'Alho	4.20	7.41	6.73	7.87	8.16
São Joaquim da Barra	7.16	7.32	7.75	7.30	7.46
São José da Bela Vista	4.16	6.82	7.51	7.10	7.08
São José do Barreiro	22.91	9.17	14.25	13.10	12.35
São José do Rio Pardo	9.12	8.50	9.49	9.12	9.55
São José do Rio Preto	6.63	6.70	6.51	6.50	7.04
São José dos Campos	5.91	5.98	5.96	5.92	5.85
São Lourenço da Serra	10.51	8.51	9.58	8.99	8.06

continua

continuação

Município	TB	TBEG	TBEL	TME1	TME2
São Luís do Paraitinga	9.76	8.03	7.61	8.82	8.31
São Manuel	8.61	8.13	8.50	7.86	7.79
São Miguel Arcanjo	7.55	7.55	7.89	7.98	7.40
São Paulo	6.84	6.84	6.84	6.73	6.31
São Pedro	7.71	7.63	7.65	7.38	7.52
São Pedro do Turvo	6.18	7.31	7.49	7.64	7.94
São Roque	11.43	10.29	10.39	9.75	9.30
São Sebastião	9.27	8.83	9.58	9.22	8.86
São Sebastião da Gramma	12.69	8.80	10.67	9.80	9.88
São Simão	5.33	6.92	6.96	7.44	7.66
São Vicente	10.03	9.84	9.45	9.72	8.45
Sarapuá	11.68	8.46	8.09	7.66	7.14
Sarutaiá	1.64	6.94	6.21	6.79	6.84
Sebastianópolis do Sul	0.00	7.01	5.98	5.90	6.22
Serra Azul	8.30	7.73	7.10	7.64	7.53
Serra Negra	5.83	6.83	7.07	7.11	7.39
Serrana	6.68	7.03	7.48	6.96	6.87
Sertãozinho	5.83	6.20	6.79	6.24	6.36
Sete Barras	13.33	9.53	10.91	10.46	9.12
Severínia	6.42	7.17	7.70	7.37	7.38
Silveiras	7.63	7.57	10.40	9.84	9.51
Socorro	10.23	8.88	9.69	8.58	8.60
Sorocaba	6.76	6.80	6.85	6.67	6.55
Sud Mennucci	4.71	6.99	7.81	6.83	7.28
Sumaré	6.51	6.62	6.47	6.44	6.19
Suzanópolis	9.42	7.73	8.11	7.64	8.12
Suzano	9.63	9.44	9.54	9.31	8.06
Tabapuã	6.28	7.26	6.41	6.71	6.95
Tabatinga	7.99	7.69	7.68	7.54	7.49
Taboão da Serra	8.53	8.45	8.18	8.33	7.54
Taciba	6.51	7.40	5.62	6.78	7.17
Taguaí	7.17	7.45	6.23	7.15	6.98

Município	TB	TBEG	TBEL	TME1	TME2
Taiacu	13.13	8.33	9.28	8.19	8.13
Taiúva	7.47	7.55	7.79	7.52	7.59
Tambaú	10.61	8.82	10.16	9.53	9.50
Tanabi	6.49	7.15	5.59	6.22	6.47
Tapiraí	8.56	7.77	9.17	8.71	7.85
Tapiratiba	8.01	7.67	10.04	8.97	9.39
Taquaral	4.84	7.36	8.31	7.47	7.51
Taquaritinga	6.01	6.60	6.24	6.55	6.71
Taquarituba	5.24	6.57	6.90	6.50	6.36
Taquarivaí	11.86	8.26	9.40	9.13	8.25
Tarabai	10.23	8.05	6.98	7.19	7.43
Tarumã	5.29	6.83	6.44	6.52	7.02
Tatuí	6.90	7.04	6.98	6.85	6.48
Taubaté	6.73	6.81	6.87	6.84	7.03
Tejupá	6.71	7.43	6.91	7.20	7.02
Teodoro Sampaio	7.64	7.59	7.82	7.49	7.77
Terra Roxa	8.80	7.81	8.55	7.91	7.83
Tietê	5.11	6.26	6.52	6.22	6.28
Timburi	9.35	7.66	6.88	7.45	7.49
Torre de Pedra	3.19	7.31	7.05	7.02	6.74
Torrinha	9.27	7.87	7.23	7.64	7.60
Trabiju	0.00	7.24	6.26	6.88	6.98
Tremembé	7.04	7.27	6.97	7.23	7.10
Três Fronteiras	4.16	7.14	8.46	6.74	7.20
Tuiuti	12.41	8.21	8.90	8.32	8.22
Tupã	12.52	10.71	11.66	10.80	10.58
Tupi Paulista	9.12	7.93	9.45	8.38	8.67
Turiúba	0.00	7.27	6.67	6.50	6.80
Turmalina	0.00	7.33	4.74	5.99	6.53
Ubarana	8.66	7.72	7.30	7.27	7.53
Ubatuba	9.39	8.90	9.98	9.27	8.62
Ubirajara	6.18	7.37	7.81	7.70	7.89

continua

continuação

Município	TB	TBEG	TBEL	TME1	TME2
Uchoa	6.29	7.31	6.88	6.66	6.94
União Paulista	3.76	7.37	6.93	6.49	6.72
Urânia	5.35	7.16	6.53	6.26	6.76
Uru	11.63	7.69	9.83	8.19	8.42
Urupês	10.60	8.27	7.87	7.46	7.60
Valentim Gentil	5.75	7.10	5.99	6.15	6.48
Valinhos	7.39	7.43	6.83	7.13	7.27
Valparaíso	12.36	9.61	10.19	9.60	9.67
Vargem	4.28	6.95	7.83	6.90	6.72
Vargem Grande do Sul	7.71	7.64	8.55	8.46	8.35

Município	TB	TBEG	TBEL	TME1	TME2
Vargem Grande Paulista	4.68	5.69	5.48	5.77	5.42
Várzea Paulista	6.94	7.07	6.90	6.91	6.06
Vera Cruz	9.84	8.07	8.14	8.61	8.86
Vinhedo	5.98	6.50	6.54	6.26	6.41
Viradouro	7.73	7.62	8.96	7.80	7.60
Vista Alegre do Alto	12.32	8.36	9.25	8.06	8.11
Vitória Brasil	8.00	7.58	6.89	6.32	6.84
Votorantim	7.60	7.59	7.08	7.43	7.10
Votuporanga	6.17	6.59	5.90	6.12	6.48
Zacarias	9.29	7.66	6.26	6.82	7.09

APÊNDICE D – Códigos do Software R

```
#####
##### PREPARO E IMPORTAÇÃO DOS DADOS E MAPA #####
#####
```

```
###Pacotes
```

```
library(rgdal)
```

```
library(classInt)
```

```
library(spdep)
```

```
library(FactoMineR)
```

```
library(factoextra)
```

```
library(INLA)
```

```
###Definição do Diretório
```

```
root <- setwd("C:/Users/Andressa/Documents/- Acadêmico/Doutorado/6. Tese/- Tese/Dados")
```

```
dir(root)
```

```
###Importação dos Dados
```

```
dados <- read.csv ("dados_2016.csv", header = T, dec = ".", sep = ";")
```

```
attach(dados)
```

```
###Importação do shape do estado de SP
```

```
msp <- readOGR(".", "35MUE250GC_SIR")
```

```
###Merge shape e dados
```

```
msp_merge <- merge(x = msp, y = dados, by = "CD_GEOCODM")
```

```
class(msp_merge)
```

```
###Representação cartográfica
```

```
plot(msp_merge)
```

```
names(msp) #nome das variáveis
```

```
###Conversão de objeto espacial para tabela de atributo
```

```
dados.msp_merge <- as.data.frame(msp_merge)
```

```
class(dados.msp_merge)
```

```
###Exclui Ilhabela do shape e dados
```

```
msp_merge2 <- msp_merge[-c(233), ]
```

```
dados.msp2 <- as.data.frame(msp_merge2)
```

```
#####
##### 4.1.1. TAXAS BRUTAS DE MORTALIDADE FETAL #####
#####
```

```
dados_t <- read.csv ("dados_transposed.csv", header = T, dec = ".", sep = ",")
msp_t <- merge(x = msp_merge2, y = dados_t, by = "CD_GEOCODM", duplicateGeoms =
TRUE)
```

```
#Figura 04
```

```
par(mar=c(0,0,0,0), mfrow=c(1,1))
jpeg("Figura 04.jpg", width = 6, height = 8, units = 'in', res = 700)
lm.palette <- colorRampPalette(c("#FFFFFF", "#BE7171", "#8B0000", "#8B0000",
"#8B0000", "#8B0000", "firebrick4"),
space = "rgb")
spplot(msp_t, zcol=c("COL5", "COL6",
"COL3", "COL4",
"COL1", "COL2"),
col.regions=lm.palette(20),
names.attr=c("2013-14", "2015-16",
"2009-10", "2011-12",
"2005-06", "2007-08"))
dev.off()
```

```
#####
##### 4.1.2. MATRIZ DE CONTIGUIDADE #####
#####
```

```
###Matriz de contiguidade
```

```
W_cont_el <- poly2nb(msp_merge2, queen=T)
W_cont_el_mat <- nb2listw(W_cont_el, style="W", zero.policy=TRUE)
```

```
###Grafos da matriz de contiguidade Queen
```

```
#Figura 5
```

```
jpeg("Figura 05.jpg", width = 8, height = 5, units = 'in', res = 500)
par(mfrow=c(1,1), mar=c(2,4,.5,.5))
plot(msp_merge2)
plot(W_cont_el, coordinates(msp_merge2), add=TRUE, col="blue")
dev.off()
```

```
#####
##### 4.1.3. TAXAS BRUTAS E BAYESIANAS EMPÍRICAS #####
#####
```

```
###Cálculo das Taxas Bayesianas Empíricas Globais
```

```
x <- EBest(dados.msp2$Nasc_mortos, dados.msp2$Nascidos, family="poisson")
```

```
tx_bay_gl <- x[,2]*1000
tx_bay_gl
```

```
###Cálculo da Taxas Bayesianas Empíricas Locais
x <- ELocal(dados.msp2$Nasc_mortos, dados.msp2$Nascidos, W_cont_el,
           zero.policy = NULL, spChk = NULL, geoda=FALSE)
tx_bay_loc <- x[,2]*1000
tx_bay_loc
```

```
###Exportação das Taxas Bayesianas Empíricas
write.csv(tx_bay_gl, file = "tx_bay_gl.csv", row.names = TRUE)
write.csv(tx_bay_loc, file = "tx_bay_loc.csv", row.names = TRUE)
```

```
###Mapas Temáticos das Taxas Brutas e Bayesianas Empíricas da Mortalidade Fetal
br.palette <- colorRampPalette(c("white", "darkred"), space = "rgb")
br.palette(5)
pal <- br.palette(n=5)
```

```
cl_fx1 <- classIntervals(msp_merge2$Tx_bruta, n=5, style="quantile", rtimes = 1,
dataPrecision = 1)
cl_fx2 <- classIntervals(msp_merge2$tx_bay_gl, n=5, style="quantile", rtimes = 1,
dataPrecision = 1)
cl_fx3 <- classIntervals(msp_merge2$tx_bay_loc, n=5, style="quantile", rtimes = 1,
dataPrecision = 1)
```

```
cols1 <- findColours(cl_fx1, pal)
cols2 <- findColours(cl_fx2, pal)
cols3 <- findColours(cl_fx3, pal)
```

```
#Figuras 06 A-B-C
jpeg("Figura 06A.jpg", width = 8, height = 5, units = 'in', res = 400)
par(mar=c(1,1,0,0), mfrow=c(1,1))
plot(msp_merge2, col=cols1)
legend("topleft", legend = c("A"), cex=1.8, bty="n", text.font = 2)
legend(x="bottomleft", cex=1.5, fill=attr(cols1, "palette"), bty="n", legend=names(attr(cols1,
"table")), title="Taxa Bruta", ncol=1)
dev.off()
```

```
jpeg("Figura 06B.jpg", width = 8, height = 5, units = 'in', res = 400)
par(mar=c(1,1,0,0), mfrow=c(1,1))
plot(msp_merge2, col=cols2)
legend("topleft", legend = c("B"), cex=1.8, bty="n", text.font = 2)
legend(x="bottomleft", cex=1.5, fill=attr(cols2, "palette"), bty="n", legend=names(attr(cols2,
"table")), title="Taxa Bay. Global", ncol=1)
dev.off()
```

```
jpeg("Figura 06C.jpg", width = 8, height = 5, units = 'in', res = 400)
```

```

par(mar=c(1,1,0,0), mfrow=c(1,1))
plot(msp_merge2, col=cols3)
legend("topleft",legend = c("C"), cex=1.8, bty="n",text.font = 2)
legend(x="bottomleft",cex=1.5,fill=attr(cols3,"palette"),bty="n",legend=names(attr(cols3,
"table")),title="Taxa Bay. Local",ncol=1)
dev.off()

```

```

#####
##### 4.1.4 AUTOCORRELAÇÃO ESPACIAL GLOBAL#####
#####

```

```

#Índice Global de Moran
moran.test(msp_merge2$Tx_bruta, listw=W_cont_el_mat, zero.policy=T)

```

```

#Estatística Global de Geary
geary.test(msp_merge2$Tx_bruta, listw=W_cont_el_mat, zero.policy=T)

```

```

#####
##### 4.2. MODELO BAYESIANO ESPACIAL #####
#####

```

```

##Matriz de contiguidade
nc.nb <- poly2nb(msp_merge2, queen=T)
nb2INLA("nc.adj", nc.nb)

```

```

formula1 <- y ~ 1 + f(ID.area,
                    model="bym",
                    graph="nc.adj")

```

```

mod <- inla(formula1,
            family="poisson",
            data=dados.msp2,
            E=E,
            control.predictor=list(compute=TRUE),
            control.compute=list(dic=TRUE,cpo=TRUE))

```

```

summary(mod)

```

```

#Cálculo e exportação das razões de Mortalidade
#zeta=exp(csi) where csi=upsilon + nu
Nareas <- length(data[,1])
m <- mod$marginals.random$ID.area[1:Nareas]
zeta <- lapply(m,function(x)inla.emarginal(exp,x))
m_zeta = unlist(zeta)
write.csv(m_zeta, file = "zeta_mod_esp1.csv",row.names=FALSE)

```

```

#Mapa temático
cl_fx4 <- classIntervals(msp_merge2$tx_modelo_1, n=5, style="quantile", rtimes = 1,
dataPrecision = 1)

cols4 <- findColours(cl_fx4, pal)

#Figura 07
jpeg("Figura 07.jpg", width = 8, height = 5, units = 'in', res = 400)
par(mar=c(1,1,0,0), mfrow=c(1,1))
plot(msp_merge2, col=cols4)
legend(x="bottomleft",cex=1,fill=attr(cols4,"palette"),bty="n",legend=names(attr(cols4,
"table")),title="Taxa Modelo Espacial",ncol=1)
dev.off()

#####
##### 4.3. SELEÇÃO DOS INDICADORES MUNICIPAIS #####
#####

##### ETAPA 1 #####

lapply(c( 'ESPVIDA', 'FECTOT', 'RAZDEP', 'SOBRE40', 'SOBRE60', 'T_ENV',
'E_ANOESTUDO', 'T_ANALF11A14', 'T_ANALF15A17', 'T_ANALF15M',
'T_ANALF18A24', 'T_ANALF18M', 'T_ANALF25A29', 'T_ANALF25M',
'T_ATRASO_0_BASIC0', 'T_ATRASO_0_FUND', 'T_ATRASO_0_MED',
'T_ATRASO_1_BASIC0', 'T_ATRASO_1_FUND', 'T_ATRASO_1_MED',
'T_ATRASO_2_BASIC0', 'T_ATRASO_2_FUND', 'T_ATRASO_2_MED', 'T_FBSUPER',
'T_FLBAS', 'T_FLFUND', 'T_FLMED', 'T_FLSUPER', 'T_FREQ0A3', 'T_FREQ11A14',
'T_FREQ15A17', 'T_FREQ18A24', 'T_FREQ25A29', 'T_FREQ4A5', 'T_FREQ6',
'T_FREQ6A14', 'T_FREQ6A17', 'T_FREQFUND1517', 'T_FREQFUND1824',
'T_FREQMED1824', 'T_FREQMED614', 'T_FREQSUPER1517', 'T_FUND11a13',
'T_FUND12A14', 'T_FUND15A17', 'T_FUND16A18', 'T_FUND18A24', 'T_FUND18M',
'T_FUND25M', 'T_MED18a20', 'T_MED18A24', 'T_MED18M', 'T_MED19A21',
'T_MED25M', 'T_SUPER25M', 'CORTE1', 'CORTE2', 'CORTE3', 'CORTE4', 'CORTE9',
'GINI', 'PIND', 'PINDCRI', 'PMPOB', 'PMPOBCRI', 'PPOB', 'PPOBCRI', 'PREN10RICOS',
'PREN20', 'PREN20RICOS', 'PREN40', 'PREN60', 'PREN80', 'PRENTRAB', 'R1040',
'R2040', 'RDPC', 'RDPC1', 'RDPC10', 'RDPC2', 'RDPC3', 'RDPC4', 'RDPC5', 'RDPCT',
'RIND', 'RMPOB', 'RPOB', 'THEIL', 'CPR', 'EMP', 'P_FORMAL', 'P_FUND', 'P_MED',
'P_SERV', 'P_SIUP', 'P_SUPER', 'P_TRANSF', 'REN0', 'REN1', 'REN2', 'REN3', 'REN5',
'T_ATIV', 'T_ATIV1014', 'T_ATIV1517', 'T_ATIV1824', 'T_ATIV18M', 'T_ATIV2529',
'T_DES', 'T_DES1014', 'T_DES1517', 'T_DES1824', 'T_DES18M', 'T_DES2529',
'THEILtrab', 'TRABCC', 'TRABSC', 'T_AGUA', 'T_BANAGUA', 'T_DENS', 'T_LIXO',
'T_LUZ', 'AGUA_ESGOTO', 'T_CRIFUNDIN_TODOS', 'T_FORA6A14',
'T_FUNDIN_TODOS', 'T_FUNDIN_TODOS_MMEIO', 'T_FUNDIN18MINF',
'T_M10A14CF', 'T_M15A17CF', 'T_MULCHEFEFIF014',
'T_NESTUDA_NTRAB_MMEIO', 'T_OCUPDESLOC_1', 'T_RMAXIDOSO', 'T_SLUZ',
'I_ESCOLARIDADE', 'I_FREQ_PROP', 'IDHM', 'IDHM_E', 'IDHM_L', 'IDHM_R', 'IVS',

```

```
'Tx_envelh', 'Tx_analf_18', 'Tx_analf_25', 'IPVS_G1', 'IPVS_G2', 'IPVS_G3', 'IPVS_G4',
'IPVS_G5', 'IPVS_MA', 'PIB_per_capita', 'Area', 'Dens_demog', 'IPRS_R', 'IPRS_E',
'Rend_medio_emp_formais', 'Perc_urbanizacao', 'Tx_aprov_ensfund', 'Tx_aprov_ensmed'),
```

```
function(var) {
  formula <- as.formula(paste("y ~ 1 + f(ID.area,
                                model='bym',
                                graph='nc.adj') +",
                                var))
```

```
modelos <- inla(formula,
  family="poisson",
  data=data,
  E=E,
  control.predictor=list(compute=TRUE),
  control.compute=list(dic=TRUE,cpo=TRUE))
```

```
modelos$dic$dic })
```

```
##### ETAPA 2 #####
```

```
##Importação dos Dados
```

```
dados_pca <- read.csv ("dados_pca.csv", header = T, dec = ".", sep = ";")
attach(dados_pca)
```

```
#PCA
```

```
res.pca <- PCA(dados_pca, scale.unit = TRUE, graph = TRUE)
```

```
#Autovalores
```

```
eig.val <- get_eigenvalue(res.pca)
eig.val
```

```
#Valores de cargas fatoriais entre os fatores
```

```
var <- get_pca_var(res.pca)
var$coord
```

```
#Figura 08
```

```
jpeg("PCA - Figura 08.jpg", width = 8, height = 8, units = 'in', res = 400)
```

```
fviz_pca_var(res.pca,
  col.var = "cos2",
  #select.var = list(cos2 = 0.5),
  gradient.cols = c("gray8", "gray21", "khaki1", "darkolivegreen4", "navyblue",
                    "dodgerblue3", "hotpink4", "mediumorchid4", "darkorange1",
                    "firebrick2", "darkred"),
```

```
  repel = TRUE)
dev.off()
```

#Figura 09

```
br.palette1 <- colorRampPalette(c("darkred", "white"), space = "rgb")
br.palette1(5)
pal1 <- br.palette1(n=5)

br.palette <- colorRampPalette(c("white", "darkred"), space = "rgb")
br.palette(5)
pal <- br.palette(n=5)

classes_qt1 <- classIntervals(msp_merge2$T_FREQ4A5, n=5, style = "quantile", rtimes =
1,dataPrecision = 1)
classes_qt2 <- classIntervals(msp_merge2$T_ATRASO_2_MED, n=5, style = "fixed", rtimes
= 1, dataPrecision = 1, fixedBreaks=c(0, 0.1, 2, 3.2, 4.8, 18))
classes_qt3 <- classIntervals(msp_merge2$T_DENS, n=5, style = "quantile", rtimes = 1,
dataPrecision = 1)
classes_qt4 <- classIntervals(msp_merge2$T_MED19A21, n=5, style = "quantile", rtimes = 1,
dataPrecision = 1)
classes_qt5 <- classIntervals(msp_merge2$IPVS_MA, n=5, style = "fixed", rtimes = 1,
dataPrecision = 1, fixedBreaks=c(0, 0.5, 2, 5, 10, 32))

cols1 <- findColours(classes_qt1, pal1)
cols2 <- findColours(classes_qt2, pal)
cols3 <- findColours(classes_qt3, pal)
cols4 <- findColours(classes_qt4, pal)
cols5 <- findColours(classes_qt5, pal)

jpeg("Figura 09.jpg", width = 6, height = 9, units = 'in', res = 600)
par(mar=c(1,1,1,1)+0.1, mfrow=c(3,2))

plot(msp_merge2, col=cols1)
legend("topleft",legend = c("A"), cex=1.5, bty="n",text.font = 2)
legend(x="bottomright",cex=1.05,fill=attr(cols1,"palette"),bty="n",legend=names(attr(cols1,
"table")),title="T_FREQ4A5",ncol=1)

plot(msp_merge2, col=cols2)
legend("topleft",legend = c("B"), cex=1.5, bty="n",text.font = 2)
legend(x="bottomright",cex=1.05, text.col = "black",
fill=attr(cols2,"palette"),bty="n",legend=names(attr(cols2,
"table")),title="T_ATRASO_2_MED",ncol=1)

plot(msp_merge2, col=cols3)
legend("topleft",legend = c("C"), cex=1.5, bty="n",text.font = 2)
legend(x="bottomright",cex=1.05,fill=attr(cols3,"palette"),bty="n",legend=names(attr(cols3,
"table")),title="T_DENS",ncol=1)

plot(msp_merge2, col=cols4)
legend("topleft",legend = c("D"), cex=1.5, bty="n",text.font = 2)
legend(x="bottomright",cex=1.05,fill=attr(cols4,"palette"),bty="n",legend=names(attr(cols4,
"table")),title="T_MED19A21",ncol=1)
```

```
plot(msp_merge2, col=cols5)
legend("topleft", legend = c("E"), cex=1.5, bty="n", text.font = 2)
legend(x="bottomright", cex=1.05, fill=attr(cols5, "palette"), bty="n", legend=names(attr(cols5,
"table")), title="IPVS_MA", ncol=1)
```

```
dev.off()
```

```
#####
##### 4.4. MODELO BAYESIANO ESPACIAL COM COVARIÁVEIS #####
#####
```

```
#Seleção do modelo final
```

```
lapply(c(
  "T_FREQ4A5 + T_ATRASO_2_MED",
  "T_FREQ4A5 + T_DENS",
  "T_FREQ4A5 + T_MED19A21",
  "T_FREQ4A5 + IPVS_MA",
  "T_ATRASO_2_MED + T_DENS",
  "T_ATRASO_2_MED + T_MED19A21",
  "T_ATRASO_2_MED + IPVS_MA",
  "T_DENS + T_MED19A21",
  "T_DENS + IPVS_MA",
  "T_MED19A21 + IPVS_MA",
  "T_FREQ4A5 + T_ATRASO_2_MED + T_DENS",
  "T_FREQ4A5 + T_ATRASO_2_MED + T_MED19A21",
  "T_FREQ4A5 + T_ATRASO_2_MED + IPVS_MA",
  "T_ATRASO_2_MED + T_DENS + T_MED19A21",
  "T_ATRASO_2_MED + T_DENS + IPVS_MA",
  "T_DENS + T_MED19A21 + IPVS_MA",
  "T_FREQ4A5 + T_ATRASO_2_MED + T_DENS + T_MED19A21",
  "T_FREQ4A5 + T_ATRASO_2_MED + T_DENS + IPVS_MA",
  "T_FREQ4A5 + T_ATRASO_2_MED + T_MED19A21 + IPVS_MA",
  "T_FREQ4A5 + T_DENS + T_MED19A21 + IPVS_MA",
  "T_ATRASO_2_MED + T_DENS + T_MED19A21 + IPVS_MA",
  "T_FREQ4A5 + T_ATRASO_2_MED + T_DENS + T_MED19A21 +
  IPVS_MA"),
```

```
function(var) {
```

```
  formula <- as.formula(paste("y ~ 1 + f(ID.area,
    model='bym',
    graph='nc.adj') +",
    var))
```

```
  modelos <- inla(formula,
    family="poisson",
    data=data,
    E=E,
```



```

control.predictor=list(compute=TRUE),
control.compute=list(dic=TRUE,cpo=TRUE))

#summary(modelos)

modelos$dic$dic      })

#Modelo final
formula1 <- y ~ 1 + f(ID.area,
                    model="bym",
                    graph="nc.adj")
                    + T_FREQ4A5 + T_ATRASO_2_MED + T_DENS + IPVS_MA

mod <- inla(formula1,
            family="poisson",
            data=data,
            E=E,
            control.predictor=list(compute=TRUE),
            control.compute=list(dic=TRUE,cpo=TRUE))

summary(mod)

Nareas <- length(data[,1])

#Cálculo e exportação das razões de Mortalidade
#zeta=exp(csi) where csi=upsilon + nu
Nareas <- length(data[,1])
m <- mod$marginals.random$ID.area[1:Nareas]
zeta <- lapply(m,function(x)inla.emarginal(exp,x))
m_zeta = unlist(zeta)
write.csv(m_zeta, file = "zeta_mod_esp2.csv",row.names=FALSE)

#Figura 10
cl_fx5 <- classIntervals(msp_merge2$tx_modelo_2, n=5, style="quantile", rtimes = 1,
dataPrecision = 1)

cols5 <- findColours(cl_fx5, pal)

jpeg("Figura 10.jpg", width = 8, height = 5, units = 'in', res = 400)
par(mar=c(1,1,0,0), mfrow=c(1,1))
plot(msp_merge2, col=cols5)
legend(x="bottomleft",cex=1,fill=attr(cols5,"palette"),bty="n",legend=names(attr(cols5,
"table")),title="Taxa Modelo Espacial Eleito",ncol=1)
dev.off()

```

#Figura 11

```

library(cowplot)
data <- read.csv ("dados_graficos_taxas.csv", header = T, dec = ".", sep = ";")
attach(data)

g1 <- ggplot(data, aes(x=T_FREQ4A5, y=tx_bruta)) +
  coord_flip(ylim = c(0,25), xlim = c(0,105)) +
  xlab('T_FREQ4A5') +
  ylab('Taxa Bruta') +
  geom_point(shape=1) +
  geom_smooth(method = "lm", se = FALSE, color='black') +
  annotate("text", y = 12.5, x = 105, label = "A", cex=5)

g2 <- ggplot(data, aes(x=T_FREQ4A5, y=tx_modelo_1)) +
  coord_flip(ylim = c(0,15), xlim = c(0,105)) +
  xlab('T_FREQ4A5') +
  ylab('Taxa Modelo Espacial Sem Covariável') +
  geom_point(shape=1) +
  geom_smooth(method = "lm", se = FALSE, color='black') +
  annotate("text", y = 7.5, x = 105, label = "B", cex=5)

g3 <- ggplot(data, aes(x=T_FREQ4A5, y=tx_modelo_2)) +
  coord_flip(ylim = c(0,15), xlim = c(0,105)) +
  xlab('T_FREQ4A5') +
  ylab('Taxa Modelo Espacial Com Covariáveis') +
  geom_point(shape=1) +
  geom_smooth(method = "lm", se = FALSE, color='black') +
  annotate("text", y = 7.5, x = 105, label = "C", cex=5)

g4 <- ggplot(data, aes(x=T_ATRASO_2_MED, y=tx_bruta)) +
  coord_flip(ylim = c(0,25), xlim = c(0,20)) +
  xlab('T_ATRASO_2_MED') +
  ylab('Taxa Bruta') +
  geom_point(shape=1) +
  geom_smooth(method = "lm", se = FALSE, color='black') +
  annotate("text", y = 12.5, x = 20, label = "D", cex=5)

g5 <- ggplot(data, aes(x=T_ATRASO_2_MED, y=tx_modelo_1)) +
  coord_flip(ylim = c(0,15), xlim = c(0,20)) +
  xlab('T_ATRASO_2_MED') +
  ylab('Taxa Modelo Espacial Sem Covariável') +
  geom_point(shape=1) +
  geom_smooth(method = "lm", se = FALSE, color='black') +
  annotate("text", y = 7.5, x = 20, label = "E", cex=5)

g6 <- ggplot(data, aes(x=T_ATRASO_2_MED, y=tx_modelo_2)) +
  coord_flip(ylim = c(0,15), xlim = c(0,20)) +
  xlab('T_ATRASO_2_MED') +
  ylab('Taxa Modelo Espacial Com Covariáveis') +
  geom_point(shape=1) +

```

```
geom_smooth(method = "lm", se = FALSE, color='black') +
annotate("text", y = 7.5, x = 20, label = "F", cex=5)
```

```
g7 <- ggplot(data, aes(x=T_DENS, y=tx_bruta)) +
  coord_flip(ylim = c(0,25), xlim = c(0,50)) +
  xlab('T_DENS') +
  ylab('Taxa Bruta') +
  geom_point(shape=1) +
  geom_smooth(method = "lm", se = FALSE, color='black') +
  annotate("text", y = 12.5, x = 50, label = "G", cex=5)
```

```
g8 <- ggplot(data, aes(x=T_DENS, y=tx_modelo_1)) +
  coord_flip(ylim = c(0,15), xlim = c(0,50)) +
  xlab('T_DENS') +
  ylab('Taxa Modelo Espacial Sem Covariável') +
  geom_point(shape=1) +
  geom_smooth(method = "lm", se = FALSE, color='black') +
  annotate("text", y = 7.5, x = 50, label = "H", cex=5)
```

```
g9 <- ggplot(data, aes(x=T_DENS, y=tx_modelo_2)) +
  coord_flip(ylim = c(0,15), xlim = c(0,50)) +
  xlab('T_DENS') +
  ylab('Taxa Modelo Espacial Com Covariáveis') +
  geom_point(shape=1) +
  geom_smooth(method = "lm", se = FALSE, color='black') +
  annotate("text", y = 7.5, x = 50, label = "I", cex=5)
```

```
g10 <- ggplot(data, aes(x=IPVS_MA, y=tx_bruta)) +
  coord_flip(ylim = c(0,25), xlim = c(0,30)) +
  xlab('IPVS_MA') +
  ylab('Taxa Bruta') +
  geom_point(shape=1) +
  geom_smooth(method = "lm", se = FALSE, color='black') +
  annotate("text", y = 12.5, x = 30, label = "J", cex=5)
```

```
g11 <- ggplot(data, aes(x=IPVS_MA, y=tx_modelo_1)) +
  coord_flip(ylim = c(0,15), xlim = c(0,30)) +
  xlab('IPVS_MA') +
  ylab('Taxa Modelo Espacial Sem Covariável') +
  geom_point(shape=1) +
  geom_smooth(method = "lm", se = FALSE, color='black') +
  annotate("text", y = 7.5, x = 30, label = "L", cex=5)
```

```
g12 <- ggplot(data, aes(x=IPVS_MA, y=tx_modelo_2)) +
  coord_flip(ylim = c(0,15), xlim = c(0,30)) +
  xlab('IPVS_MA') +
  ylab('Taxa Modelo Espacial Com Covariáveis') +
  geom_point(shape=1) +
  geom_smooth(method = "lm", se = FALSE, color='black') +
  annotate("text", y = 7.5, x = 30, label = "M", cex=5)
```

```
jpeg("Figura 11.jpg", width = 12, height = 16, units = 'in', res = 300)
plot_grid(g1, g2, g3, g4,
          g5, g6, g7, g8,
          g9, g10, g11, g12,
          ncol = 3, nrow = 4)
dev.off()
```

#Figura 12

```
jpeg("Figura 12.jpg", width = 7, height = 2.5, units = 'in', res = 250)
par(mar=c(3,3,0,0)+1, mfrow=c(1,4))
```

```
hist(T_FREQ4A5,
     main = "",
     las=1,
     xlab = "T_FREQ4A5",
     ylab = "Municípios",
     xlim=c(0,100),
     ylim=c(0,250))
legend("top",legend = c("A"), cex=1.1, bty="n",text.font = 2)
```

```
hist(T_ATRASO_2_MED,
     main = "",
     las=1,
     xlab = "T_ATRASO_2_MED",
     ylab = "Municípios",
     xlim=c(0,20),
     ylim=c(0,250))
legend("top",legend = c("B"), cex=1.1, bty="n",text.font = 2)
```

```
hist(T_DENS,
     main = "",
     las=1,
     xlab = "T_DENS",
     ylab = "Municípios",
     xlim=c(0,50),
     ylim=c(0,250))
legend("top",legend = c("C"), cex=1.1, bty="n",text.font = 2)
```

```
hist(IPVS_MA,
     main = "",
     las=1,
     xlab = "IPVS_MA",
     ylab = "Municípios",
     xlim=c(0,30),
     ylim=c(0,600))
legend("top",legend = c("D"), cex=1.1, bty="n",text.font = 2)
```

```
dev.off()
```

```
#####
#### 4.5. COMPARAÇÕES ENTRE AS TAXAS DE MORTALIDADE FETAL ####
#####
```

```
#Figura 13
```

```
jpeg("Figura 13.jpg", width = 8, height = 4, units = 'in', res = 500)
par(mar=c(3,3,0,0)+1, mfrow=c(2,3))
```

```
hist(tx_bruta,
     main = "",
     las=1,
     xlab = "Taxa Bruta",
     ylab = "Municípios",
     xlim=c(0,25),
     ylim=c(0,250))
legend("top",legend = c("A"), cex=1.1, bty="n",text.font = 2)
```

```
hist(tx_bay_gl,
     main = "",
     las=1,
     xlab = "Taxa Bayesiana Empírica Global",
     ylab = "Municípios",
     xlim=c(0,25),
     ylim=c(0,250))
legend("top",legend = c("B"), cex=1.1, bty="n",text.font = 2)
```

```
hist(tx_bay_loc,
     main = "",
     las=1,
     xlab = "Taxa Bayesiana Empírica Local",
     ylab = "Municípios",
     xlim=c(0,25),
     ylim=c(0,250))
legend("top",legend = c("C"), cex=1.1, bty="n",text.font = 2)
```

```
hist(tx_modelo_1,
     main = "",
     las=1,
     xlab = "Taxa Modelo Espacial Sem Covariável",
     ylab = "Municípios",
     xlim=c(0,25),
     ylim=c(0,250))
legend("top",legend = c("D"), cex=1.1, bty="n",text.font = 2)
```

```
hist(tx_modelo_2,
     main = "",
```

```

    las=1,
    xlab = "Taxa Modelo Espacial Com Covariáveis",
    ylab = "Municípios",
    xlim=c(0,25),
    ylim=c(0,250))
legend("top", legend = c("E"), cex=1.1, bty="n", text.font = 2)

dev.off()

```

#Figura 14

```

g1 <- ggplot(data, aes(x=tx_bay_gl, y=tx_bruta)) +
  coord_flip(ylim = c(0,25), xlim = c(0,25)) +
  xlab("Taxa Bayesiana Empírica Global") +
  ylab("Taxa Bruta") +
  geom_point(shape=1) +
  geom_abline(intercept=0, slope=1) +
  annotate("text", y = 12.5, x = 25, label = "A", cex=5)

```

```

g2 <- ggplot(data, aes(x=tx_bay_loc, y=tx_bruta)) +
  coord_flip(ylim = c(0,25), xlim = c(0,25)) +
  xlab("Taxa Bayesiana Empírica Local") +
  ylab("Taxa Bruta") +
  geom_point(shape=1) +
  geom_abline(intercept=0, slope=1) +
  annotate("text", y = 12.5, x = 25, label = "B", cex=5)

```

```

g3 <- ggplot(data, aes(x=tx_modelo_1, y=tx_bruta)) +
  coord_flip(ylim = c(0,25), xlim = c(0,25)) +
  xlab("Taxa Modelo Espacial Sem Covariável") +
  ylab("Taxa Bruta") +
  geom_point(shape=1) +
  geom_abline(intercept=0, slope=1) +
  annotate("text", y = 12.5, x = 25, label = "C", cex=5)

```

```

g4 <- ggplot(data, aes(x=tx_modelo_2, y=tx_bruta)) +
  coord_flip(ylim = c(0,25), xlim = c(0,25)) +
  xlab("Taxa Modelo Espacial Com Covariáveis") +
  ylab("Taxa Bruta") +
  geom_point(shape=1) +
  geom_abline(intercept=0, slope=1) +
  annotate("text", y = 12.5, x = 25, label = "D", cex=5)

```

```

jpeg("Figura 14.jpg", width = 12, height = 4, units = 'in', res = 400)
plot_grid(g1, g2, g3, g4, ncol = 4, nrow = 1)
dev.off()

```

#Figura 15

```
i1 <- ggplot(data, aes(x=id, y=tx_bruta)) +
  coord_flip(xlim = c(0,645), ylim = c(0,25)) +
  xlab('Municípios') +
  ylab('Taxa Bruta') +
  geom_point(shape=1) +
  annotate("text", y = 12.5, x = 645, label = "A", cex=5)
```

```
i2 <- ggplot(data, aes(x=id, y=tx_bay_gl)) +
  coord_flip(xlim = c(0,645), ylim = c(0,25)) +
  xlab('Municípios') +
  ylab('Taxa Bayesiana Empírica Global') +
  geom_point(shape=1) +
  annotate("text", y = 12.5, x = 645, label = "B", cex=5)
```

```
i3 <- ggplot(data, aes(x=id, y=tx_bay_loc)) +
  coord_flip(xlim = c(0,645), ylim = c(0,25)) +
  xlab('Municípios') +
  ylab('Taxa Bayesiana Empírica Local') +
  geom_point(shape=1) +
  annotate("text", y = 12.5, x = 645, label = "C", cex=5)
```

```
i4 <- ggplot(data, aes(x=id, y=tx_modelo_1)) +
  coord_flip(xlim = c(0,645), ylim = c(0,25)) +
  xlab('Municípios') +
  ylab('Taxa Modelo Espacial Sem Covariável') +
  geom_point(shape=1) +
  annotate("text", y = 12.5, x = 645, label = "D", cex=5)
```

```
i5 <- ggplot(data, aes(x=id, y=tx_modelo_2)) +
  coord_flip(xlim = c(0,645), ylim = c(0,25)) +
  xlab('Municípios') +
  ylab('Taxa Modelo Espacial Com Covariáveis') +
  geom_point(shape=1) +
  annotate("text", y = 12.5, x = 645, label = "E", cex=5)
```

```
jpeg("Figura 15.jpg", width = 12, height = 8, units = 'in', res = 300)
plot_grid(i1, i2, i3, i4, i5, ncol = 3, nrow = 2)
dev.off()
```

```
#####
##### 4.6. MODELO BAYESIANO ESPAÇO-TEMPORAL #####
#####
```

```
formula.par <- y ~ 1 + f(ID.area, model="bym", graph=msp.adj, constr=TRUE) +
  f(ID.area1, year,model="iid", constr=TRUE) + year
```

```
model.par <- inla(formula.par,family="poisson",data=data,E=E,
```

```
control.predictor=list(compute=TRUE),
control.compute=list(dic=TRUE,cpo=TRUE))
```

```
summary(model.par)
```

```
m <- model.par$summary.fitted.values
write.csv(m, file = "zeta_mod_esp_temp.csv",row.names=FALSE)
```

```
# Figura 16
```

```
jpeg("Figure 16.jpg", width = 8, height = 5, units = 'in', res =300)
par(mar=c(0,0,0,0)+3, mfrow=c(1,1))
x <- seq(1,12) # Anos
plot(x, las=1,model.par$summary.fixed[2,1]*x,
     type="l",
     main="",
     xlab="",
     ylab=expression(beta*t),
     ylim=c(-0.4,0.1),
     xaxt="n")
axis( 1,c(1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12),
     labels=c("2005", "2006", "2007", "2008",
              "2009", "2010", "2011", "2012",
              "2013", "2014", "2015", "2016"))
lines(model.par$summary.fixed[2,3]*x,lty=2)
lines(model.par$summary.fixed[2,5]*x,lty=2)
dev.off()
```

```
#Figura 17
```

```
data_graf <- read.csv ("dados_transposed_mod_esp_temp.csv", header = T, dec = ".", sep = ";")
msp_t <- merge(x = msp_merge2, y = data_graf, by = "CD_GEOCODM", duplicateGeoms =
TRUE)
```

```
br.palette <- colorRampPalette(c("white", "darkred"), space = "rgb")
br.palette(5)
pal <- br.palette(n=5)
```

```
classes_qt01 <- classIntervals(msp_t$ANO01, n=5, style = "fixed", rtimes = 1, dataPrecision =
1, fixedBreaks=c(4,6.5,7.7,9,11,15))
classes_qt02 <- classIntervals(msp_t$ANO02, n=5, style = "fixed", rtimes = 1, dataPrecision =
1, fixedBreaks=c(4,6.5,7.7,9,11,15))
classes_qt03 <- classIntervals(msp_t$ANO03, n=5, style = "fixed", rtimes = 1, dataPrecision =
1, fixedBreaks=c(4,6.5,7.7,9,11,15))
classes_qt04 <- classIntervals(msp_t$ANO04, n=5, style = "fixed", rtimes = 1, dataPrecision =
1, fixedBreaks=c(4,6.5,7.7,9,11,15))
classes_qt05 <- classIntervals(msp_t$ANO05, n=5, style = "fixed", rtimes = 1, dataPrecision =
1, fixedBreaks=c(4,6.5,7.7,9,11,15))
```



```

classes_qt06 <- classIntervals(msp_t$ANO06, n=5, style = "fixed", rtimes = 1, dataPrecision =
1, fixedBreaks=c(4,6.5,7.7,9,11,15))
classes_qt07 <- classIntervals(msp_t$ANO07, n=5, style = "fixed", rtimes = 1, dataPrecision =
1, fixedBreaks=c(4,6.5,7.7,9,11,15))
classes_qt08 <- classIntervals(msp_t$ANO08, n=5, style = "fixed", rtimes = 1, dataPrecision =
1, fixedBreaks=c(4,6.5,7.7,9,11,15))
classes_qt09 <- classIntervals(msp_t$ANO09, n=5, style = "fixed", rtimes = 1, dataPrecision =
1, fixedBreaks=c(4,6.5,7.7,9,11,15))
classes_qt10 <- classIntervals(msp_t$ANO10, n=5, style = "fixed", rtimes = 1, dataPrecision =
1, fixedBreaks=c(4,6.5,7.7,9,11,15))
classes_qt11 <- classIntervals(msp_t$ANO11, n=5, style = "fixed", rtimes = 1, dataPrecision =
1, fixedBreaks=c(4,6.5,7.7,9,11,15))
classes_qt12 <- classIntervals(msp_t$ANO12, n=5, style = "fixed", rtimes = 1, dataPrecision =
1, fixedBreaks=c(4,6.5,7.7,9,11,15))

```

```

cols01 <- findColours(classes_qt01, pal)
cols02 <- findColours(classes_qt02, pal)
cols03 <- findColours(classes_qt03, pal)
cols04 <- findColours(classes_qt04, pal)
cols05 <- findColours(classes_qt05, pal)
cols06 <- findColours(classes_qt06, pal)
cols07 <- findColours(classes_qt07, pal)
cols08 <- findColours(classes_qt08, pal)
cols09 <- findColours(classes_qt09, pal)
cols10 <- findColours(classes_qt10, pal)
cols11 <- findColours(classes_qt11, pal)
cols12 <- findColours(classes_qt12, pal)

```

```

jpeg("Figura 17.jpg", width = 8, height = 10, units = 'in', res = 700)
par(mar=c(0,0,0,0), mfrow=c(4,3))

```

```

plot(msp_merge2, col=cols01)
legend("top", legend = c("2005"), cex=1.5, bty="n", text.font = 1.5)
plot(msp_merge2, col=cols02)
legend("top", legend = c("2006"), cex=1.5, bty="n", text.font = 1.5)
plot(msp_merge2, col=cols03)
legend("top", legend = c("2007"), cex=1.5, bty="n", text.font = 1.5)
plot(msp_merge2, col=cols04)
legend("top", legend = c("2008"), cex=1.5, bty="n", text.font = 1.5)
plot(msp_merge2, col=cols05)
legend("top", legend = c("2009"), cex=1.5, bty="n", text.font = 1.5)
plot(msp_merge2, col=cols06)
legend("top", legend = c("2010"), cex=1.5, bty="n", text.font = 1.5)
plot(msp_merge2, col=cols07)
legend("top", legend = c("2011"), cex=1.5, bty="n", text.font = 1.5)
plot(msp_merge2, col=cols08)
legend("top", legend = c("2012"), cex=1.5, bty="n", text.font = 1.5)
plot(msp_merge2, col=cols09)
legend("top", legend = c("2013"), cex=1.5, bty="n", text.font = 1.5)
plot(msp_merge2, col=cols10)

```

```
legend("top",legend = c("2014"), cex=1.5, bty="n",text.font = 1.5)
plot(msp_merge2, col=cols11)
legend("top",legend = c("2015"), cex=1.5, bty="n",text.font = 1.5)
plot(msp_merge2, col=cols12)
legend("top",legend = c("2016"), cex=1.5, bty="n",text.font = 1.5)
```

```
dev.off()
```


ANEXO A – Municípios, Regiões Geográficas Imediatas e Intermediárias do ESP

Tabela 10 – Relação dos municípios do ESP e suas respectivas regiões geográficas imediatas (RGI) e intermediárias (RGINT).

Município	RGI	RGINT
Andradina	Andradina	Araçatuba
Castilho	Andradina	Araçatuba
Guaraçai	Andradina	Araçatuba
Ilha Solteira	Andradina	Araçatuba
Itapura	Andradina	Araçatuba
Lavínia	Andradina	Araçatuba
Mirandópolis	Andradina	Araçatuba
Murutinga do Sul	Andradina	Araçatuba
Nova Independência	Andradina	Araçatuba
Pereira Barreto	Andradina	Araçatuba
Sud Mennucci	Andradina	Araçatuba
Araçatuba	Araçatuba	Araçatuba
Auriflama	Araçatuba	Araçatuba
Bento de Abreu	Araçatuba	Araçatuba
Gastão Vidigal	Araçatuba	Araçatuba
General Salgado	Araçatuba	Araçatuba
Guararapes	Araçatuba	Araçatuba
Guzolândia	Araçatuba	Araçatuba
Magda	Araçatuba	Araçatuba
Monções	Araçatuba	Araçatuba
Nova Castilho	Araçatuba	Araçatuba
Nova Luzitânia	Araçatuba	Araçatuba
Rubiácea	Araçatuba	Araçatuba
Santo Antônio do Aracanguá	Araçatuba	Araçatuba
Valparaíso	Araçatuba	Araçatuba
Alto Alegre	Birigui - Penápolis	Araçatuba
Avanhandava	Birigui - Penápolis	Araçatuba
Barbosa	Birigui - Penápolis	Araçatuba
Bilac	Birigui - Penápolis	Araçatuba
Birigui	Birigui - Penápolis	Araçatuba
Braúna	Birigui - Penápolis	Araçatuba
Brejo Alegre	Birigui - Penápolis	Araçatuba
Buritama	Birigui - Penápolis	Araçatuba
Clementina	Birigui - Penápolis	Araçatuba
Coroados	Birigui - Penápolis	Araçatuba
Gabriel Monteiro	Birigui - Penápolis	Araçatuba
Glicério	Birigui - Penápolis	Araçatuba
Lourdes	Birigui - Penápolis	Araçatuba
Luiziânia	Birigui - Penápolis	Araçatuba
Penápolis	Birigui - Penápolis	Araçatuba
Piacatu	Birigui - Penápolis	Araçatuba
Santópolis do Aguapeí	Birigui - Penápolis	Araçatuba
Turiúba	Birigui - Penápolis	Araçatuba
Zacarias	Birigui - Penápolis	Araçatuba
Américo Brasiliense	Araraquara	Araraquara

continua

continuação

Município	RGI	RGINT
Araraquara	Araraquara	Araraquara
Boa Esperança do Sul	Araraquara	Araraquara
Borborema	Araraquara	Araraquara
Cândido Rodrigues	Araraquara	Araraquara
Dobrada	Araraquara	Araraquara
Gavião Peixoto	Araraquara	Araraquara
Ibitinga	Araraquara	Araraquara
Itápolis	Araraquara	Araraquara
Matão	Araraquara	Araraquara
Motuca	Araraquara	Araraquara
Nova Europa	Araraquara	Araraquara
Rincão	Araraquara	Araraquara
Santa Lúcia	Araraquara	Araraquara
Tabatinga	Araraquara	Araraquara
Taquaritinga	Araraquara	Araraquara
Trabiju	Araraquara	Araraquara
Descalvado	São Carlos	Araraquara
Dourado	São Carlos	Araraquara
Ibaté	São Carlos	Araraquara
Itirapina	São Carlos	Araraquara
Pirassununga	São Carlos	Araraquara
Porto Ferreira	São Carlos	Araraquara
Ribeirão Bonito	São Carlos	Araraquara
Santa Rita do Passa Quatro	São Carlos	Araraquara
São Carlos	São Carlos	Araraquara
Agudos	Bauru	Bauru
Arealva	Bauru	Bauru
Avaí	Bauru	Bauru
Balbinos	Bauru	Bauru
Bauru	Bauru	Bauru
Borebi	Bauru	Bauru
Cabrália Paulista	Bauru	Bauru
Duartina	Bauru	Bauru
Iacanga	Bauru	Bauru
Lençóis Paulista	Bauru	Bauru
Lucianópolis	Bauru	Bauru
Macatuba	Bauru	Bauru
Paulistânia	Bauru	Bauru
Pederneiras	Bauru	Bauru
Pirajuí	Bauru	Bauru
Piratininga	Bauru	Bauru
Pres. Alves	Bauru	Bauru
Reginópolis	Bauru	Bauru
Ubirajara	Bauru	Bauru
Anhembi	Botucatu	Bauru
Areiópolis	Botucatu	Bauru
Bofete	Botucatu	Bauru
Botucatu	Botucatu	Bauru
Conchas	Botucatu	Bauru
Itatinga	Botucatu	Bauru
Pardinho	Botucatu	Bauru
Pratânia	Botucatu	Bauru
São Manuel	Botucatu	Bauru
Bariri	Jaú	Bauru
Barra Bonita	Jaú	Bauru
Bocaina	Jaú	Bauru

continua

continuação

Município	RGI	RGINT
Boracéia	Jaú	Bauru
Brotas	Jaú	Bauru
Dois Córregos	Jaú	Bauru
Igaraçu do Tietê	Jaú	Bauru
Itaju	Jaú	Bauru
Itapuí	Jaú	Bauru
Jaú	Jaú	Bauru
Mineiros do Tietê	Jaú	Bauru
Torrinha	Jaú	Bauru
Cafelândia	Lins	Bauru
Guaiçara	Lins	Bauru
Guarantã	Lins	Bauru
Lins	Lins	Bauru
Pongai	Lins	Bauru
Promissão	Lins	Bauru
Sabino	Lins	Bauru
Uru	Lins	Bauru
Águas de Lindóia	Amparo	Campinas
Amparo	Amparo	Campinas
Lindóia	Amparo	Campinas
Monte Alegre do Sul	Amparo	Campinas
Serra Negra	Amparo	Campinas
Araras	Araras	Campinas
Conchal	Araras	Campinas
Leme	Araras	Campinas
Santa Cruz da Conceição	Araras	Campinas
Atibaia	Bragança Paulista	Campinas
Bom Jesus dos Perdões	Bragança Paulista	Campinas
Bragança Paulista	Bragança Paulista	Campinas
Joanópolis	Bragança Paulista	Campinas
Nazaré Paulista	Bragança Paulista	Campinas
Pedra Bela	Bragança Paulista	Campinas
Pinhalzinho	Bragança Paulista	Campinas
Piracaia	Bragança Paulista	Campinas
Socorro	Bragança Paulista	Campinas
Tuiuti	Bragança Paulista	Campinas
Vargem	Bragança Paulista	Campinas
Americana	Campinas	Campinas
Artur Nogueira	Campinas	Campinas
Campinas	Campinas	Campinas
Cosmópolis	Campinas	Campinas
Elias Fausto	Campinas	Campinas
Holambra	Campinas	Campinas
Hortolândia	Campinas	Campinas
Indaiatuba	Campinas	Campinas
Jaguariúna	Campinas	Campinas
Monte Mor	Campinas	Campinas
Nova Odessa	Campinas	Campinas
Paulínia	Campinas	Campinas
Pedreira	Campinas	Campinas
Santa Bárbara d'Oeste	Campinas	Campinas
Santo Antônio de Posse	Campinas	Campinas
Sumaré	Campinas	Campinas
Valinhos	Campinas	Campinas
Vinhedo	Campinas	Campinas
Cabreúva	Jundiá	Campinas

continua

continuação

Município	RGI	RGINT
Campo Limpo Paulista	Jundiáí	Campinas
Itatiba	Jundiáí	Campinas
Itupeva	Jundiáí	Campinas
Jarinu	Jundiáí	Campinas
Jundiáí	Jundiáí	Campinas
Louveira	Jundiáí	Campinas
Morungaba	Jundiáí	Campinas
Várzea Paulista	Jundiáí	Campinas
Cordeirópolis	Limeira	Campinas
Engenheiro Coelho	Limeira	Campinas
Iracemápolis	Limeira	Campinas
Limeira	Limeira	Campinas
Itapira	Mogi Guaçu	Campinas
Mogi Guaçu	Mogi Guaçu	Campinas
Moji Mirim	Mogi Guaçu	Campinas
Estiva Gerbi	Mogi Guaçu	Campinas
Águas de São Pedro	Piracicaba	Campinas
Capivari	Piracicaba	Campinas
Charqueada	Piracicaba	Campinas
Laranjal Paulista	Piracicaba	Campinas
Mombuca	Piracicaba	Campinas
Piracicaba	Piracicaba	Campinas
Rafard	Piracicaba	Campinas
Rio das Pedras	Piracicaba	Campinas
Saltinho	Piracicaba	Campinas
Santa Maria da Serra	Piracicaba	Campinas
São Pedro	Piracicaba	Campinas
Analândia	Rio Claro	Campinas
Corumbataí	Rio Claro	Campinas
Ipeúna	Rio Claro	Campinas
Rio Claro	Rio Claro	Campinas
Santa Gertrudes	Rio Claro	Campinas
Aguai	São João da Boa Vista	Campinas
Águas da Prata	São João da Boa Vista	Campinas
Casa Branca	São João da Boa Vista	Campinas
Espírito Santo do Pinhal	São João da Boa Vista	Campinas
Santa Cruz das Palmeiras	São João da Boa Vista	Campinas
Santo Antônio do Jardim	São João da Boa Vista	Campinas
São João da Boa Vista	São João da Boa Vista	Campinas
Tambaú	São João da Boa Vista	Campinas
Vargem Grande do Sul	São João da Boa Vista	Campinas
Caconde	São José do Rio Pardo - Mococa	Campinas
Divinolândia	São José do Rio Pardo - Mococa	Campinas
Itobi	São José do Rio Pardo - Mococa	Campinas
Mococa	São José do Rio Pardo - Mococa	Campinas
São José do Rio Pardo	São José do Rio Pardo - Mococa	Campinas
São Sebastião da Gramma	São José do Rio Pardo - Mococa	Campinas
Tapiratiba	São José do Rio Pardo - Mococa	Campinas
Assis	Assis	Marília
Borá	Assis	Marília
Cândido Mota	Assis	Marília
Cruzália	Assis	Marília
Florínia	Assis	Marília
Lutécia	Assis	Marília
Maracáí	Assis	Marília
Palmital	Assis	Marília

continua

continuação

Município	RGI	RGINT
Paraguaçu Paulista	Assis	Marília
Pedrinhas Paulista	Assis	Marília
Platina	Assis	Marília
Tarumã	Assis	Marília
Álvaro de Carvalho	Marília	Marília
Alvinlândia	Marília	Marília
Campos Novos Paulista	Marília	Marília
Echaporã	Marília	Marília
Fernão	Marília	Marília
Gália	Marília	Marília
Garça	Marília	Marília
Getulina	Marília	Marília
Guaimbê	Marília	Marília
Júlio Mesquita	Marília	Marília
Lupércio	Marília	Marília
Marília	Marília	Marília
Ocaçu	Marília	Marília
Oriente	Marília	Marília
Oscar Bressane	Marília	Marília
Pompéia	Marília	Marília
Quintana	Marília	Marília
Vera Cruz	Marília	Marília
Bernardino de Campos	Ourinhos	Marília
Canitar	Ourinhos	Marília
Espírito Santo do Turvo	Ourinhos	Marília
Ibirarema	Ourinhos	Marília
Ipaussu	Ourinhos	Marília
Ourinhos	Ourinhos	Marília
Ribeirão do Sul	Ourinhos	Marília
Salto Grande	Ourinhos	Marília
Santa Cruz do Rio Pardo	Ourinhos	Marília
São Pedro do Turvo	Ourinhos	Marília
Chavantes	Ourinhos	Marília
Fartura	Piraju	Marília
Piraju	Piraju	Marília
Sarutaiá	Piraju	Marília
Tejupá	Piraju	Marília
Timburi	Piraju	Marília
Arco-Íris	Tupã	Marília
Bastos	Tupã	Marília
Herculândia	Tupã	Marília
Iacri	Tupã	Marília
Parapuã	Tupã	Marília
Queiroz	Tupã	Marília
Rinópolis	Tupã	Marília
Tupã	Tupã	Marília
Adamantina	Adamantina - Lucélia	Pres. Prudente
Flórida Paulista	Adamantina - Lucélia	Pres. Prudente
Inúbia Paulista	Adamantina - Lucélia	Pres. Prudente
Lucélia	Adamantina - Lucélia	Pres. Prudente
Mariápolis	Adamantina - Lucélia	Pres. Prudente
Oswaldo Cruz	Adamantina - Lucélia	Pres. Prudente
Pacaembu	Adamantina - Lucélia	Pres. Prudente
Pracinha	Adamantina - Lucélia	Pres. Prudente
Sagres	Adamantina - Lucélia	Pres. Prudente
Salmourão	Adamantina - Lucélia	Pres. Prudente

continua

continuação

Município	RGI	RGINT
Dracena	Dracena	Pres. Prudente
Flora Rica	Dracena	Pres. Prudente
Irapuru	Dracena	Pres. Prudente
Junqueirópolis	Dracena	Pres. Prudente
Monte Castelo	Dracena	Pres. Prudente
Nova Guataporanga	Dracena	Pres. Prudente
Ouro Verde	Dracena	Pres. Prudente
Panorama	Dracena	Pres. Prudente
Paulicéia	Dracena	Pres. Prudente
Santa Mercedes	Dracena	Pres. Prudente
São João do Pau d'Alho	Dracena	Pres. Prudente
Tupi Paulista	Dracena	Pres. Prudente
Caiuá	Pres. Eptácio-Pres. Venceslau	Pres. Prudente
Marabá Paulista	Pres. Eptácio-Pres. Venceslau	Pres. Prudente
Piquerobi	Pres. Eptácio-Pres. Venceslau	Pres. Prudente
Pres. Eptácio	Pres. Eptácio-Pres. Venceslau	Pres. Prudente
Pres. Venceslau	Pres. Eptácio-Pres. Venceslau	Pres. Prudente
Alfredo Marcondes	Pres. Prudente	Pres. Prudente
Álvares Machado	Pres. Prudente	Pres. Prudente
Anhumas	Pres. Prudente	Pres. Prudente
Caiabu	Pres. Prudente	Pres. Prudente
Emilianópolis	Pres. Prudente	Pres. Prudente
Estrela do Norte	Pres. Prudente	Pres. Prudente
Euclides da Cunha Paulista	Pres. Prudente	Pres. Prudente
Iepê	Pres. Prudente	Pres. Prudente
Indiana	Pres. Prudente	Pres. Prudente
João Ramalho	Pres. Prudente	Pres. Prudente
Martinópolis	Pres. Prudente	Pres. Prudente
Mirante do Paranapanema	Pres. Prudente	Pres. Prudente
Nantes	Pres. Prudente	Pres. Prudente
Narandiba	Pres. Prudente	Pres. Prudente
Pirapozinho	Pres. Prudente	Pres. Prudente
Pres. Bernardes	Pres. Prudente	Pres. Prudente
Pres. Prudente	Pres. Prudente	Pres. Prudente
Quatá	Pres. Prudente	Pres. Prudente
Rancharia	Pres. Prudente	Pres. Prudente
Regente Feijó	Pres. Prudente	Pres. Prudente
Ribeirão dos Índios	Pres. Prudente	Pres. Prudente
Rosana	Pres. Prudente	Pres. Prudente
Sandovalina	Pres. Prudente	Pres. Prudente
Santo Anastácio	Pres. Prudente	Pres. Prudente
Santo Expedito	Pres. Prudente	Pres. Prudente
Taciba	Pres. Prudente	Pres. Prudente
Tarabai	Pres. Prudente	Pres. Prudente
Teodoro Sampaio	Pres. Prudente	Pres. Prudente
Barretos	Barretos	Ribeirão Preto
Bebedouro	Barretos	Ribeirão Preto
Cajobi	Barretos	Ribeirão Preto
Colina	Barretos	Ribeirão Preto
Colômbia	Barretos	Ribeirão Preto
Guaíra	Barretos	Ribeirão Preto
Guaraci	Barretos	Ribeirão Preto
Jaborandi	Barretos	Ribeirão Preto
Monte Azul Paulista	Barretos	Ribeirão Preto
Olímpia	Barretos	Ribeirão Preto
Severínia	Barretos	Ribeirão Preto

continua

continuação

Município	RGI	RGINT
Taiacu	Barretos	Ribeirão Preto
Taiúva	Barretos	Ribeirão Preto
Taquaral	Barretos	Ribeirão Preto
Terra Roxa	Barretos	Ribeirão Preto
Viradouro	Barretos	Ribeirão Preto
Cristais Paulista	Franca	Ribeirão Preto
Franca	Franca	Ribeirão Preto
Itirapuã	Franca	Ribeirão Preto
Jeriquara	Franca	Ribeirão Preto
Patrocínio Paulista	Franca	Ribeirão Preto
Pedregulho	Franca	Ribeirão Preto
Restinga	Franca	Ribeirão Preto
Ribeirão Corrente	Franca	Ribeirão Preto
Rifaina	Franca	Ribeirão Preto
São José da Bela Vista	Franca	Ribeirão Preto
Aramina	Ituverava	Ribeirão Preto
Buritizal	Ituverava	Ribeirão Preto
Guará	Ituverava	Ribeirão Preto
Igarapava	Ituverava	Ribeirão Preto
Ituverava	Ituverava	Ribeirão Preto
Miguelópolis	Ituverava	Ribeirão Preto
Altinópolis	Ribeirão Preto	Ribeirão Preto
Barrinha	Ribeirão Preto	Ribeirão Preto
Batatais	Ribeirão Preto	Ribeirão Preto
Brodowski	Ribeirão Preto	Ribeirão Preto
Cajuru	Ribeirão Preto	Ribeirão Preto
Cássia dos Coqueiros	Ribeirão Preto	Ribeirão Preto
Cravinhos	Ribeirão Preto	Ribeirão Preto
Dumont	Ribeirão Preto	Ribeirão Preto
Guariba	Ribeirão Preto	Ribeirão Preto
Guataparã	Ribeirão Preto	Ribeirão Preto
Jaboticabal	Ribeirão Preto	Ribeirão Preto
Jardinópolis	Ribeirão Preto	Ribeirão Preto
Luís Antônio	Ribeirão Preto	Ribeirão Preto
Monte Alto	Ribeirão Preto	Ribeirão Preto
Pitangueiras	Ribeirão Preto	Ribeirão Preto
Pontal	Ribeirão Preto	Ribeirão Preto
Pradópolis	Ribeirão Preto	Ribeirão Preto
Ribeirão Preto	Ribeirão Preto	Ribeirão Preto
Santa Cruz da Esperança	Ribeirão Preto	Ribeirão Preto
Santa Ernestina	Ribeirão Preto	Ribeirão Preto
Santa Rosa de Viterbo	Ribeirão Preto	Ribeirão Preto
Santo Antônio da Alegria	Ribeirão Preto	Ribeirão Preto
São Simão	Ribeirão Preto	Ribeirão Preto
Serra Azul	Ribeirão Preto	Ribeirão Preto
Serrana	Ribeirão Preto	Ribeirão Preto
Sertãozinho	Ribeirão Preto	Ribeirão Preto
Ipuã	São Joaquim da Barra – Orlândia	Ribeirão Preto
Morro Agudo	São Joaquim da Barra – Orlândia	Ribeirão Preto
Nuporanga	São Joaquim da Barra – Orlândia	Ribeirão Preto
Orlândia	São Joaquim da Barra – Orlândia	Ribeirão Preto
Sales Oliveira	São Joaquim da Barra – Orlândia	Ribeirão Preto
São Joaquim da Barra	São Joaquim da Barra – Orlândia	Ribeirão Preto
Ariranha	Catanduva	SJRP
Catanduva	Catanduva	SJRP
Catiguá	Catanduva	SJRP

continua

continuação

Município	RGI	RGINT
Elisiário	Catanduva	SJRP
Embaúba	Catanduva	SJRP
Fernando Prestes	Catanduva	SJRP
Itajobi	Catanduva	SJRP
Marapoama	Catanduva	SJRP
Novais	Catanduva	SJRP
Palmares Paulista	Catanduva	SJRP
Paraíso	Catanduva	SJRP
Pindorama	Catanduva	SJRP
Pirangi	Catanduva	SJRP
Santa Adélia	Catanduva	SJRP
Tabapuã	Catanduva	SJRP
Vista Alegre do Alto	Catanduva	SJRP
Estrela d'Oeste	Fernandópolis	SJRP
Fernandópolis	Fernandópolis	SJRP
Guarani d'Oeste	Fernandópolis	SJRP
Indiaporã	Fernandópolis	SJRP
Macedônia	Fernandópolis	SJRP
Meridiano	Fernandópolis	SJRP
Mira Estrela	Fernandópolis	SJRP
Ouroeste	Fernandópolis	SJRP
Pedranópolis	Fernandópolis	SJRP
São João das Duas Pontes	Fernandópolis	SJRP
São João de Iracema	Fernandópolis	SJRP
Aparecida d'Oeste	Jales	SJRP
Aspásia	Jales	SJRP
Dirce Reis	Jales	SJRP
Dolcinópolis	Jales	SJRP
Jales	Jales	SJRP
Marinópolis	Jales	SJRP
Mesópolis	Jales	SJRP
Palmeira d'Oeste	Jales	SJRP
Paranapuã	Jales	SJRP
Pontalinda	Jales	SJRP
Populina	Jales	SJRP
Santa Albertina	Jales	SJRP
Santa Salete	Jales	SJRP
São Francisco	Jales	SJRP
Suzanápolis	Jales	SJRP
Turmalina	Jales	SJRP
Urânia	Jales	SJRP
Vitória Brasil	Jales	SJRP
Nova Canaã Paulista	Santa Fé do Sul	SJRP
Rubinéia	Santa Fé do Sul	SJRP
Santa Clara d'Oeste	Santa Fé do Sul	SJRP
Santa Fé do Sul	Santa Fé do Sul	SJRP
Santana da Ponte Pensa	Santa Fé do Sul	SJRP
Santa Rita d'Oeste	Santa Fé do Sul	SJRP
Três Fronteiras	Santa Fé do Sul	SJRP
Adolfo	SJRP	SJRP
Altair	SJRP	SJRP
Bady Bassitt	SJRP	SJRP
Bálsamo	SJRP	SJRP
Cedral	SJRP	SJRP
Guapiaçu	SJRP	SJRP
Ibirá	SJRP	SJRP

continua

continuação

Município	RGI	RGINT
Icém	SJRP	SJRP
Ipiruá	SJRP	SJRP
Irapuã	SJRP	SJRP
Jaci	SJRP	SJRP
José Bonifácio	SJRP	SJRP
Macaubal	SJRP	SJRP
Mendonça	SJRP	SJRP
Mirassol	SJRP	SJRP
Mirassolândia	SJRP	SJRP
Monte Aprazível	SJRP	SJRP
Neves Paulista	SJRP	SJRP
Nipoã	SJRP	SJRP
Nova Aliança	SJRP	SJRP
Nova Granada	SJRP	SJRP
Novo Horizonte	SJRP	SJRP
Onda Verde	SJRP	SJRP
Orindiúva	SJRP	SJRP
Palestina	SJRP	SJRP
Paulo de Faria	SJRP	SJRP
Planalto	SJRP	SJRP
Poloni	SJRP	SJRP
Potirendaba	SJRP	SJRP
Sales	SJRP	SJRP
SJRP	SJRP	SJRP
Tanabi	SJRP	SJRP
Ubarana	SJRP	SJRP
Uchoa	SJRP	SJRP
União Paulista	SJRP	SJRP
Urupês	SJRP	SJRP
Álvares Florence	Votuporanga	SJRP
Américo de Campos	Votuporanga	SJRP
Cardoso	Votuporanga	SJRP
Cosmorama	Votuporanga	SJRP
Floreal	Votuporanga	SJRP
Nhandeara	Votuporanga	SJRP
Parisi	Votuporanga	SJRP
Pontes Gestal	Votuporanga	SJRP
Riolândia	Votuporanga	SJRP
Sebastianópolis do Sul	Votuporanga	SJRP
Valentim Gentil	Votuporanga	SJRP
Votuporanga	Votuporanga	SJRP
Caraguatatuba	Caraguatatuba - Ubatuba - São Sebastião	SJC
Ilhabela	Caraguatatuba - Ubatuba - São Sebastião	SJC
São Sebastião	Caraguatatuba - Ubatuba - São Sebastião	SJC
Ubatuba	Caraguatatuba - Ubatuba - São Sebastião	SJC
Arapeí	Cruzeiro	SJC
Areias	Cruzeiro	SJC
Bananal	Cruzeiro	SJC
Cachoeira Paulista	Cruzeiro	SJC
Cruzeiro	Cruzeiro	SJC
Lavrinhas	Cruzeiro	SJC
Queluz	Cruzeiro	SJC

continua

continuação

Município	RGI	RGINT
São José do Barreiro	Cruzeiro	SJC
Silveiras	Cruzeiro	SJC
Aparecida	Guaratinguetá	SJC
Canas	Guaratinguetá	SJC
Cunha	Guaratinguetá	SJC
Guaratinguetá	Guaratinguetá	SJC
Lorena	Guaratinguetá	SJC
Piquete	Guaratinguetá	SJC
Potim	Guaratinguetá	SJC
Roseira	Guaratinguetá	SJC
Caçapava	SJC	SJC
Igaratá	SJC	SJC
Jacareí	SJC	SJC
Jambeiro	SJC	SJC
Monteiro Lobato	SJC	SJC
Paraibuna	SJC	SJC
Santa Branca	SJC	SJC
SJC	SJC	SJC
Campos do Jordão	Taubaté - Pindamonhangaba	SJC
Lagoinha	Taubaté - Pindamonhangaba	SJC
Natividade da Serra	Taubaté - Pindamonhangaba	SJC
Pindamonhangaba	Taubaté - Pindamonhangaba	SJC
Redenção da Serra	Taubaté - Pindamonhangaba	SJC
Santo Antônio do Pinhal	Taubaté - Pindamonhangaba	SJC
São Bento do Sapucaí	Taubaté - Pindamonhangaba	SJC
São Luís do Paraitinga	Taubaté - Pindamonhangaba	SJC
Taubaté	Taubaté - Pindamonhangaba	SJC
Tremembé	Taubaté - Pindamonhangaba	SJC
Bertioga	Santos	São Paulo
Cubatão	Santos	São Paulo
Guarujá	Santos	São Paulo
Itanhaém	Santos	São Paulo
Itariri	Santos	São Paulo
Mongaguá	Santos	São Paulo
Pedro de Toledo	Santos	São Paulo
Peruibe	Santos	São Paulo
Praia Grande	Santos	São Paulo
Santos	Santos	São Paulo
São Vicente	Santos	São Paulo
Arujá	São Paulo	São Paulo
Barueri	São Paulo	São Paulo
Biritiba-Mirim	São Paulo	São Paulo
Caieiras	São Paulo	São Paulo
Cajamar	São Paulo	São Paulo
Carapicuíba	São Paulo	São Paulo
Cotia	São Paulo	São Paulo
Diadema	São Paulo	São Paulo
Embu das Artes	São Paulo	São Paulo
Embu-Guaçu	São Paulo	São Paulo
Ferraz de Vasconcelos	São Paulo	São Paulo
Francisco Morato	São Paulo	São Paulo
Franco da Rocha	São Paulo	São Paulo
Guararema	São Paulo	São Paulo
Guarulhos	São Paulo	São Paulo
Itapecerica da Serra	São Paulo	São Paulo
Itapevi	São Paulo	São Paulo

continua

continuação

Município	RGI	RGINT
Itaquaquecetuba	São Paulo	São Paulo
Jandira	São Paulo	São Paulo
Juquitiba	São Paulo	São Paulo
Mairiporã	São Paulo	São Paulo
Mauá	São Paulo	São Paulo
Mogi das Cruzes	São Paulo	São Paulo
Osasco	São Paulo	São Paulo
Pirapora do Bom Jesus	São Paulo	São Paulo
Poá	São Paulo	São Paulo
Ribeirão Pires	São Paulo	São Paulo
Rio Grande da Serra	São Paulo	São Paulo
Salesópolis	São Paulo	São Paulo
Santa Isabel	São Paulo	São Paulo
Santana de Parnaíba	São Paulo	São Paulo
Santo André	São Paulo	São Paulo
São Bernardo do Campo	São Paulo	São Paulo
São Caetano do Sul	São Paulo	São Paulo
São Lourenço da Serra	São Paulo	São Paulo
São Paulo	São Paulo	São Paulo
Suzano	São Paulo	São Paulo
Taboão da Serra	São Paulo	São Paulo
Vargem Grande Paulista	São Paulo	São Paulo
Águas de Santa Bárbara	Avaré	Sorocaba
Arandu	Avaré	Sorocaba
Avaré	Avaré	Sorocaba
Cerqueira César	Avaré	Sorocaba
Coronel Macedo	Avaré	Sorocaba
Iaras	Avaré	Sorocaba
Itaí	Avaré	Sorocaba
Manduri	Avaré	Sorocaba
Óleo	Avaré	Sorocaba
Paranapanema	Avaré	Sorocaba
Taguaí	Avaré	Sorocaba
Taquarituba	Avaré	Sorocaba
Alambari	Itapetininga	Sorocaba
Angatuba	Itapetininga	Sorocaba
Campina do Monte Alegre	Itapetininga	Sorocaba
Guareí	Itapetininga	Sorocaba
Itapetininga	Itapetininga	Sorocaba
São Miguel Arcanjo	Itapetininga	Sorocaba
Apiá	Itapeva	Sorocaba
Barão de Antonina	Itapeva	Sorocaba
Barra do Chapéu	Itapeva	Sorocaba
Bom Sucesso de Itararé	Itapeva	Sorocaba
Buri	Itapeva	Sorocaba
Capão Bonito	Itapeva	Sorocaba
Guapiara	Itapeva	Sorocaba
Itaberá	Itapeva	Sorocaba
Itaóca	Itapeva	Sorocaba
Itapeva	Itapeva	Sorocaba
Itapirapuã Paulista	Itapeva	Sorocaba
Itaporanga	Itapeva	Sorocaba
Itararé	Itapeva	Sorocaba
Nova Campina	Itapeva	Sorocaba
Ribeira	Itapeva	Sorocaba
Ribeirão Branco	Itapeva	Sorocaba

continua

continuação

Município	RGI	RGINT
Ribeirão Grande	Itapeva	Sorocaba
Riversul	Itapeva	Sorocaba
Taquarivaí	Itapeva	Sorocaba
Barra do Turvo	Registro	Sorocaba
Cajati	Registro	Sorocaba
Cananéia	Registro	Sorocaba
Eldorado	Registro	Sorocaba
Iguape	Registro	Sorocaba
Ilha Comprida	Registro	Sorocaba
Iporanga	Registro	Sorocaba
Jacupiranga	Registro	Sorocaba
Juquiá	Registro	Sorocaba
Miracatu	Registro	Sorocaba
Pariquera-Açu	Registro	Sorocaba
Registro	Registro	Sorocaba
Sete Barras	Registro	Sorocaba
Alumínio	Sorocaba	Sorocaba
Araçariguama	Sorocaba	Sorocaba
Araçoiaba da Serra	Sorocaba	Sorocaba
Boituva	Sorocaba	Sorocaba
Capela do Alto	Sorocaba	Sorocaba
Cerquilha	Sorocaba	Sorocaba
Ibiúna	Sorocaba	Sorocaba
Iperó	Sorocaba	Sorocaba
Itu	Sorocaba	Sorocaba
Jumirim	Sorocaba	Sorocaba
Mairinque	Sorocaba	Sorocaba
Piedade	Sorocaba	Sorocaba
Pilar do Sul	Sorocaba	Sorocaba
Porto Feliz	Sorocaba	Sorocaba
Salto	Sorocaba	Sorocaba
Salto de Pirapora	Sorocaba	Sorocaba
São Roque	Sorocaba	Sorocaba
Sarapuí	Sorocaba	Sorocaba
Sorocaba	Sorocaba	Sorocaba
Tapiraí	Sorocaba	Sorocaba
Tietê	Sorocaba	Sorocaba
Votorantim	Sorocaba	Sorocaba
Cesário Lange	Tatuí	Sorocaba
Pereiras	Tatuí	Sorocaba
Porangaba	Tatuí	Sorocaba
Quadra	Tatuí	Sorocaba
Tatuí	Tatuí	Sorocaba
Torre de Pedra	Tatuí	Sorocaba

Fonte: BRASIL, 2017a; BRASIL, 2017b.

ANEXO B – Indicadores Municipais

Tabela 11 – Siglas e descrição dos indicadores socioeconômicos utilizados na técnica PCA.

SIGLA 1	SIGLA 2	DESCRIÇÃO
v1	ESPVIDA	Esperança de vida ao nascer
v2	FEOTOT	Taxa de fecundidade total
v3	RAZDEP	Razão de dependência
v4	SOBRE40	Probabilidade de sobrevivência até 40 anos
v5	SOBRE60	Probabilidade de sobrevivência até 60 anos
v6	T_ENV	Taxa de envelhecimento
v7	E_ANOESTUDO	Expectativa de anos de estudo
v8	T_ANALF11A14	Taxa de analfabetismo - 11 a 14 anos
v9	T_ANALF15A17	Taxa de analfabetismo - 15 e 17 anos
v10	T_ANALF15M	Taxa de analfabetismo - 15 anos ou mais
v11	T_ANALF18A24	Taxa de analfabetismo - 18 a 24 anos
v12	T_ANALF18M	Taxa de analfabetismo - 18 anos ou mais
v13	T_ANALF25A29	Taxa de analfabetismo - 25 a 29 anos
v14	T_ANALF25M	Taxa de analfabetismo - 25 anos ou mais
v15	T_ATRASO_0_BASICO	% de 6 a 17 anos no ensino básico sem atraso
v16	T_ATRASO_0_FUND	% de 6 a 14 anos no ensino fundamental sem atraso
v17	T_ATRASO_0_MED	% de 15 e 17 anos no ensino médio sem atraso
v18	T_ATRASO_1_BASICO	% de 6 a 17 no ensino básico com 1 ano de atraso
v19	T_ATRASO_1_FUND	% de 6 a 14 anos no ensino fundamental com 1 ano de atraso
v20	T_ATRASO_1_MED	% de 15 e 17 no ensino médio com 1 ano de atraso
v21	T_ATRASO_2_BASICO	% de 6 a 17 anos no ensino básico com 2 anos ou mais de atraso
v22	T_ATRASO_2_FUND	% de 6 a 14 anos no fundamental com 2 anos ou mais de atraso
v23	T_ATRASO_2_MED	% de 15 e 17 anos no ensino médio com 2 anos de atraso
v24	T_FBSUPER	Taxa de frequência bruta ao ensino superior
v25	T_FLBAS	Taxa de frequência líquida ao ensino básico
v26	T_FLFUND	Taxa de frequência líquida ao ensino fundamental
v27	T_FLMED	Taxa de frequência líquida ao ensino médio
v28	T_FLSUPER	Taxa de frequência líquida ao ensino superior
v29	T_FREQ0A3	% de 0 a 3 anos na escola
v30	T_FREQ11A14	% de 11 a 14 anos na escola
v31	T_FREQ15A17	% de 15 e 17 anos na escola
v32	T_FREQ18A24	% de 18 a 24 anos na escola
v33	T_FREQ25A29	% de 25 a 29 anos na escola
v34	T_FREQ4A5	% de 4 e 5 anos na escola
v35	T_FREQ6	% de 6 anos na escola
v36	T_FREQ6A14	% de 6 a 14 anos na escola
v37	T_FREQ6A17	% de 6 a 17 anos na escola
v38	T_FREQFUND1517	% de 15 e 17 anos no ensino fundamental
v39	T_FREQFUND1824	% de 18 a 24 anos no ensino fundamental
v40	T_FREQMED1824	% de 18 a 24 anos no ensino médio
v41	T_FREQMED614	% de 6 a 14 anos no ensino médio
v42	T_FREQSUPER1517	% de 15 e 17 anos no ensino superior
v43	T_FUND11a13	% de 11 a 13 anos nos anos finais do ensino fundamental ou com ensino fundamental completo
v44	T_FUND12A14	% de 12 a 14 anos nos anos finais do ensino fundamental ou com ensino fundamental completo
v45	T_FUND15A17	% de 15 e 17 anos com ensino fundamental completo
v46	T_FUND16A18	% de 16 a 18 anos com ensino fundamental completo
v47	T_FUND18A24	% de 18 a 24 anos com ensino fundamental completo
v48	T_FUND18M	% de 18 anos ou mais com ensino fundamental completo

continua

continuação

SIGLA 1	SIGLA 2	DESCRIÇÃO
v49	T_FUND25M	% de 25 anos ou mais com ensino fundamental completo
v50	T_MED18a20	% de 18 a 20 anos com ensino médio completo
v51	T_MED18A24	% de 18 a 24 anos com ensino médio completo
v52	T_MED18M	% de 18 anos ou mais com ensino médio completo
v53	T_MED19A21	% de 19 a 21 anos com ensino médio completo
v54	T_MED25M	% de 25 anos ou mais com ensino médio completo
v55	T_SUPER25M	% de 25 anos ou mais com ensino superior completo
v56	CORTE1	Renda per capita máxima do 1º quinto mais pobre
v57	CORTE2	Renda per capita máxima do 2º quinto mais pobre
v58	CORTE3	Renda per capita máxima do 3º quinto mais pobre
v59	CORTE4	Renda per capita máxima do 4º quinto mais pobre
v60	CORTE9	Renda per capita mínima do décimo mais rico
v61	GINI	Índice de Gini
v62	PIND	% de extremamente pobres
v63	PINDCRI	% de crianças extremamente pobres
v64	PMPOB	% de pobres
v65	PMPOBCRI	% de crianças pobres
v66	PPOB	% de vulneráveis à pobreza
v67	PPOBCRI	% de crianças vulneráveis à pobreza
v68	PREN10RICOS	Percentual da renda apropriada pelos 10% mais ricos
v69	PREN20	Percentual da renda apropriada pelos 20% mais pobres
v70	PREN20RICOS	Percentual da renda apropriada pelos 20% mais ricos
v71	PREN40	Percentual da renda apropriada pelos 40% mais pobres
v72	PREN60	Percentual da renda apropriada pelos 60% mais pobres
v73	PREN80	Percentual da renda apropriada pelos 80% mais pobres
v74	PRENTRAB	% da renda proveniente de rendimentos do trabalho
v75	R1040	Razão 10% mais ricos / 40% mais pobres
v76	R2040	Razão 20% mais ricos / 40% mais pobres
v77	RDPC	Renda per capita
v78	RDPC1	Renda per capita média do 1º quinto mais pobre
v79	RDPC10	Renda per capita média do décimo mais rico
v80	RDPC2	Renda per capita média do 2º quinto mais pobre
v81	RDPC3	Renda per capita média do 3º quinto mais pobre
v82	RDPC4	Renda per capita média do 4º quinto mais pobre
v83	RDPC5	Renda per capita média do quinto mais rico
v84	RDPC7	Renda per capita , exceto renda nula
v85	RIND	Renda per capita média dos extremamente pobres
v86	RMPOB	Renda per capita média dos pobres
v87	RPOB	Renda per capita média dos vulneráveis à pobreza
v88	THEIL	Índice de Theil - L
v89	CPR	% de trabalhadores por conta própria - 18 anos ou mais
v90	EMP	% de empregadores - 18 anos ou mais
v91	P_FORMAL	Grau de formalização dos ocupados - 18 anos ou mais
v92	P_FUND	% dos ocupados com fundamental completo - 18 anos ou mais
v93	P_MED	% dos ocupados com ensino médio completo - 18 anos ou mais
v94	P_SERV	% dos ocupados no setor serviços - 18 anos ou mais
v95	P_SIUP	% dos ocupados no SIUP - 18 anos ou mais
v96	P_SUPER	% dos ocupados com superior completo - 18 anos ou mais
v97	P_TRANSF	% dos ocupados na indústria de transformação - 18 anos ou mais
v98	REN0	% dos ocupados sem rendimento - 18 anos ou mais
v99	REN1	% dos ocupados com rendimento de até 1 s.m. - 18 anos ou mais
v100	REN2	% dos ocupados com rendimento de até 2 s.m. - 18 anos ou mais
v101	REN3	% dos ocupados com rendimento de até 3 s.m. - 18 anos ou mais
v102	REN5	% dos ocupados com rendimento de até 5 s.m. - 18 anos ou mais

continua

continuação

SIGLA 1	SIGLA 2	DESCRIÇÃO
v103	T_ATIV	Taxa de atividade - 10 anos ou mais
v104	T_ATIV1014	Taxa de atividade - 10 a 14 anos
v105	T_ATIV1517	Taxa de atividade - 15 e 17 anos
v106	T_ATIV1824	Taxa de atividade - 18 a 24 anos
v107	T_ATIV18M	Taxa de atividade - 18 anos ou mais
v108	T_ATIV2529	Taxa de atividade - 25 a 29 anos
v109	T_DES	Taxa de desocupação - 10 anos ou mais
v110	T_DES1014	Taxa de desocupação - 10 a 14 anos
v111	T_DES1517	Taxa de desocupação - 15 e 17 anos
v112	T_DES1824	Taxa de desocupação - 18 a 24 anos
v113	T_DES18M	Taxa de desocupação - 18 anos ou mais
v114	T_DES2529	Taxa de desocupação - 25 a 29 anos
v115	THEILtrab	Índice de Theil-L dos rendimentos do trabalho - 18 anos ou mais
v116	TRABCC	% de empregados com carteira - 18 anos ou mais
v117	TRABSC	% de empregados sem carteira - 18 anos ou mais
v118	T_AGUA	% da população em domicílios com água encanada
v119	T_BANAGUA	% da população em domicílios com banheiro e água encanada
v120	T_DENS	% da população em domicílios com densidade > 2
v121	T_LIXO	% da população em domicílios com coleta de lixo
v122	T_LUZ	% da população em domicílios com energia elétrica
v123	AGUA_ESGOTO	% de pessoas em domicílios com abastecimento de água e esgotamento sanitário inadequados
v124	T_CRIFUNDIN_TODOS	% de crianças em domicílios em que ninguém tem ensino fundamental completo
v125	T_FORA6A14	% de crianças de 6 a 14 fora da escola
v126	T_FUNDIN_TODOS	% de pessoas em domicílios em que ninguém tem ensino fundamental completo
v127	T_FUNDIN_TODOS_MMEIO	% de pessoas em domicílios vulneráveis à pobreza e em que ninguém tem ensino fundamental completo.
v128	T_FUNDIN18MINF	% de pessoas de 18 anos ou mais sem ensino fundamental completo e em ocupação informal
v129	T_M10A14CF	% de mulheres de 10 a 14 anos que tiveram filhos
v130	T_M15A17CF	% de mulheres de 15 e 17 anos que tiveram filhos
v131	T_MULCHEFEFIF014	% de mães chefes de família sem ensino fundamental completo e com filhos menores de 15 anos
v132	T_NESTUDA_NTRAB_MMEIO	% de pessoas de 15 a 24 anos que não estudam nem trabalham e são vulneráveis à pobreza.
v133	T_OCUPDESLOC_1	% de pessoas vulneráveis à pobreza e que gastam mais de uma hora até o trabalho
v134	T_RMAXIDOSO	% de pessoas em domicílios vulneráveis à pobreza e dependentes de idosos
v135	T_SLUZ	% de pessoas em domicílios sem energia elétrica
v136	I_ESCOLARIDADE	Subíndice de escolaridade - IDHM Educação
v137	I_FREQ_PROP	Subíndice de frequência escolar - IDHM Educação
v138	IDHM	IDHM
v139	IDHM_E	IDHM Educação
v140	IDHM_L	IDHM Longevidade
v141	IDHM_R	IDHM Renda
v142	IVS	IVS
v143	Tx_envelh	Taxa de envelhecimento

continua

continuação

SIGLA 1	SIGLA 2	DESCRIÇÃO
v144		Taxa de analfabetismo - 18 anos ou mais
v145	Tx_analf_25	Taxa de analfabetismo - 25 anos ou mais
v146	IPVS_G1	IPVS - Grupo 1 - Baixíssima Vulnerabilidade (% da população exposta)
v147	IPVS_G2	IPVS - Grupos 1 e 2 - Vulnerabilidade Até Muito Baixa (% da população exposta)
v148	IPVS_G3	IPVS - Grupos 1, 2 e 3 - Vulnerabilidade Até Baixa (% da população exposta)
v149	IPVS_G4	IPVS - Grupos 1 a 4 - Vulnerabilidade Até Média (Urbanos) (% da população exposta)
v150	IPVS_G5	IPVS - Grupo 1 a 5 - Vulnerabilidade Até Alta (Urbanos) (% da população exposta)
v151	IPVS_MA	IPVS - Grupo 6 - Vulnerabilidade Muito alta (% da população exposta)
v152	PIB_per_capita	PIB per Capita (Em reais correntes)
v153	Area	Área (Em km2)
v154	Dens_demog	Densidade Demográfica (Habitantes/km2)
v155	IPRS_R	Índice Paulista de Responsabilidade Social - IPRS - Dimensão Riqueza
v156	IPRS_E	Índice Paulista de Responsabilidade Social - IPRS - Dimensão Escolaridade
v157	Rend_medio_emp_formais	Rendimento Médio do Total de Empregos Formais (Em reais correntes)
v158	Perc_urbanizacao	Grau de Urbanização (Em %)
v159	Tx_aprov_ensfund	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental (Em %)
v160	Tx_aprov_ensmed	Taxa de Aprovação do Ensino Médio (Em %)

Fontes: v1-v141: Atlas Brasil; v142-v145: IPEA; v146 - v160: Fundação Seade.

CURRÍCULO LATTES



Andressa Kutschenko Nahas

Endereço para acessar este CV: <http://lattes.cnpq.br/4465790892693930>

Última atualização do currículo em 08/03/2018

Graduada em Estatística pela UEM (2007), mestre em Ciências pela FMRP/USP (2012) e doutoranda na Faculdade de Saúde Pública da USP na linha de Epidemiologia. Atuou como consultora estatística e pesquisadora na FMRP/USP entre os anos de 2008 e 2011. Entre 2012 e 2016 atuou no mercado financeiro nas áreas de Políticas de Créditos e Controle de Riscos com foco em modelagem estatística. Tem experiência na área de Probabilidade e Estatística, com ênfase em Bioestatística. **(Texto informado pelo autor)**

Identificação

Nome	Andressa Kutschenko Nahas
Nome em citações bibliográficas	KUTSCHENKO, A.;KUTSCHENKO, ANDRESSA;NAHAS, A. K.;NAHAS, ANDRESSA K.;NAHAS, ANDRESSA KUTSCHENKO;NAHAS, ANDRESSA K.

Endereço

Formação acadêmica/titulação

2015	Doutorado em andamento em Saúde Pública (Conceito CAPES 6). Universidade de São Paulo, USP, Brasil.
2010 - 2012	Orientador: Gizelton Pereira Alencar. Mestrado em Saúde na Comunidade (Conceito CAPES 4). Universidade de São Paulo, USP, Brasil. Título: Associação Entre Tempestades Geomagnéticas e Internações por Infarto Agudo do Miocárdio, Ano de Obtenção: 2012. Orientador: Edson Zangiacomi Martinez. Bolsista do(a): Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior, CAPES, Brasil. Palavras-chave: Internações por Doenças Isquêmicas do Coração; Atividade geomagnética; Modelo de regressão de Poisson. Grande área: Ciências da Saúde Grande Área: Ciências Exatas e da Terra / Área: Probabilidade e Estatística / Subárea: Probabilidade e Estatística Aplicadas. Grande Área: Ciências Exatas e da Terra / Área: Astronomia / Subárea: Astrofísica do Sistema Solar.
2004 - 2007	Graduação em Estatística. Universidade Estadual de Maringá, UEM, Brasil. Título: Estudo da qualidade da soja comprada pela Cocamar.. Orientador: Terezinha Aparecida Guedes. Bolsista do(a): Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico, CNPq, Brasil.

Formação Complementar

2016 - 2016	Extensão universitária em Introdução ao Cálculo de Probabilidades. (Carga horária: 50h). Universidade de São Paulo, USP, Brasil.
2013 - 2013	Gestão de Risco de Crédito. OctaPlus Financial Analytics, OCTAPLUS, Brasil.
2013 - 2013	Programação SAS Intermediário. (Carga horária: 24h). Infomev Treinamento & Consultoria, INFOMEV, Brasil.
2013 - 2013	Macro Linguagem SAS Básico. (Carga horária: 16h). Infomev Treinamento & Consultoria, INFOMEV, Brasil.



Gizelton Pereira Alencar

Endereço para acessar este CV: <http://lattes.cnpq.br/2928346174119621>
Última atualização do currículo em 13/07/2018

Doutor em Saúde Pública (2009) pela Universidade de São Paulo (USP), na área de Saúde Pública/Epidemiologia/Bioestatística e Mestre em Saúde Pública pela USP (2003). Graduado no Bacharelado em Estatística pela USP (1999). Professor doutor (2010) no Departamento de Epidemiologia da Faculdade de Saúde Pública da Universidade de São Paulo (FSP/USP). Integra grupos de pesquisa na área de Saúde Coletiva, com ênfase em Epidemiologia e Metodologia Estatística, principalmente em estudos de saúde perinatal e sistemas de informação em saúde, análise multivariada, modelos causais e modelos de equações estruturais. Orientador nos programas de pós-graduação em Saúde Pública e no Doutorado em Epidemiologia da FSP/USP. **(Texto informado pelo autor)**

Identificação

Nome	Gizelton Pereira Alencar
Nome em citações bibliográficas	ALENCAR, Gizelton Pereira;ALENCAR GP;ALENCAR G. Pereira;G Pereira Alencar;G, Pereira Alencar;Alencar, G Pereira;ALENCAR G PEREIRA;Pereira Alencar, G;PEREIRA ALENCAR, GIZELTON;ALENCAR, GIZELTON P.;ALENCAR, GP

Endereço

Endereço Profissional	Universidade de São Paulo, Faculdade de Saúde Pública, Departamento de Epidemiologia. Av Dr Arnaldo 715 HEP Cerqueira César 01246904 - São Paulo, SP - Brasil Telefone: (11) 30617917 URL da Homepage: http://www.fsp.usp.br/~gizelton
------------------------------	---

Formação acadêmica/titulação

2004 - 2009	Doutorado em Saúde Pública (Conceito CAPES 6). Universidade de São Paulo, USP, Brasil. com período sanduíche em London School of Hygiene and Tropical Medicine (Orientador: Laura C Rodrigues). Título: Influência dos fatores de situação socioeconômica, de aceitação da gravidez e da assistência pré-natal na mortalidade fetal: análise com modelagem de equações estruturais, Ano de obtenção: 2009. Orientador: Marcia Furquim de Almeida. Palavras-chave: structural equation models; fetal mortality. Grande área: Ciências da Saúde
2000 - 2003	Mestrado em Saúde Pública (Conceito CAPES 6). Universidade de São Paulo, USP, Brasil. Título: Comparação de resultados de uma coorte sob as abordagens prospectiva e histórica: amamentação no primeiro ano de vida, Ano de Obtenção: 2003. Orientador: José Maria Pacheco de Souza. Bolsista do(a): Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo, FAPESP, Brasil. Palavras-chave: modelo log-log complementar; modelo de Cox; Kaplan-Meier; estudos longitudinais; amamentação. Grande área: Ciências da Saúde Setores de atividade: Saúde Humana.
1994 - 1999	Graduação em Bacharelado Em Estatística. Universidade de São Paulo, USP, Brasil. Bolsista do(a): Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico, CNPq, Brasil.
1989 - 1991	Curso técnico/profissionalizante em Processamento de Dados. Centro Estadual de Educação Tecnológica Paula Souza, CEETEPS, Brasil.