

**Universidade de São Paulo**  
**Faculdade de Saúde Pública**

**A oferta de práticas integrativas e complementares  
cresce na crise: uma abordagem de ciência de dados**

**Djalma Adão Barbosa Júnior**

**Tese apresentada ao Programa de Pós-  
graduação em Saúde Pública para a  
obtenção do título de Doutor em Ciências.**

**Área de Concentração: Saúde Pública**

**Orientador: Prof. Dr. Ivan França Junior**

**São Paulo**

**2023**

# **A oferta de práticas integrativas e complementares cresce na crise: uma abordagem de ciência de dados**

**Djalma Adão Barbosa Júnior**

**Tese apresentada ao Programa de Pós-graduação em Saúde Pública para a obtenção do título de Doutor em Ciências.**

**Área de Concentração: Saúde Pública**

**Orientador: Prof. Dr. Ivan França Junior**

**Versão revisada**

**São Paulo**

**2023**

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

### Catálogo da Publicação

Ficha elaborada pelo Sistema de Geração Automática a partir de dados fornecidos pelo autor

Biblioteca da FSP/USP: Maria do Carmo Alvarez – CRB-8/4359

Barbosa Júnior, Djalma Adão

A oferta de práticas integrativas e complementares cresce na crise: uma abordagem de ciência de dados / Djalma Adão Barbosa Júnior; orientador Ivan França Junior. -- São Paulo, 2023.

110 p.

Tese (Doutorado) -- Faculdade de Saúde Pública da Universidade de São Paulo, 2023.

1. Práticas integrativas e complementares. 2. Oferta de serviços de saúde. 3. Ciência de dados. 4. Aprendizagem de máquina. 5. Causalidade. I. França Junior, Ivan, orient. II. Título.

## **Dedicatória**

*Dedico esta tese à minha mãe,  
Tereza, por me mostrar os  
caminhos do Senhor.*

# Agradecimentos

À Deus, pelo seu amor, pela oportunidade da vida, de aprender e de interagir com sua criação.

A todos que oraram por mim durante esta caminhada.

À minha esposa, Franciane, pelo amor, suporte, amizade, e paciência ao longo de todo o processo do doutorado (e do mestrado também!).

À minha mãe, Tereza, pelo incentivo e confiança. Aos meus irmãos, Bernardo e Clarissa, pelo apoio, inclusive computacional!

Aos meus sogros, Dona Maria e Seu Francisco, pelo carinho e auxílio durante o período do doutorado.

À minha cunhada, Fernanda, pelo apoio e incentivo.

Aos meus colegas de trabalho da Universidade Federal de Rondonópolis, pelo apoio.

Ao meu orientador, Prof. Ivan França Junior, que teve sabedoria e competência durante a orientação. Por tudo que me ensinou, pela liberdade, paciência, correção, apoio e inúmeras oportunidades de crescimento, em diversos sentidos.

Às Professoras Maria Amélia Veras e Vera Paiva pelos ensinamentos e oportunidades que me deram de aprender e fazer ciência.

Aos professores Antônio Silva, Marcel Pedroso e Marilene do Nascimento pelas sugestões durante a defesa da tese.

A todos os professores e técnicos da Universidade de São Paulo com que tive contato, pelo profissionalismo e competência.

## **Apresentação**

Esta tese é fruto das inquietações deste autor, as quais resultaram em uma tentativa de integrar ciência e ciência de dados, de maneira a buscar respostas a problemas teóricos e práticos em saúde pública. Acredito que a tese seja, principalmente, resultado da liberdade intelectual oferecida pelo Programa de Pós-Graduação em Saúde Pública (PPG-SP), da condução/orientação do professor Ivan França Junior e de minhas inquietações e especulações científicas.

Ao concluir a graduação em Engenharia de Alimentos na Universidade federal de Viçosa (UFV), em 2010, tendo me envolvido em projetos de iniciação científica voltados à tecnologia de alimentos e administração, tive uma breve passagem na indústria, em uma usina de açúcar e álcool no interior de Minas Gerais. Minha curiosidade por temas econômicos e sociais me levou a fazer o mestrado em Economia Aplicada (DER/UFV), concluído em 2012.

Após um período trabalhando em consultoria com ex-professores do mestrado, ingressei por concurso público no magistério superior, e passei a lecionar disciplinas de métodos quantitativos no curso de Ciências Econômicas na hoje Universidade Federal de Rondonópolis (UFR). Os anos iniciais de docência me levaram novamente à pesquisa, com o objetivo de compreender o processo de ensino-aprendizagem, e assim desenhar soluções para minhas atividades de ensino.

Passados cinco anos lecionando, com atividades de extensão e pesquisa voltadas principalmente para a educação, despertou em mim o interesse pela área da saúde, e pelas possibilidades que a pesquisa em saúde pública tem na prática. Decidi fazer doutorado na área, e consegui ingressar no Programa de Pós-Graduação em Saúde Pública da Universidade de São Paulo (PPG-SP/USP) no início de 2019. No doutorado, pude cursar diversas disciplinas, como epidemiologia, causalidade e mineração de dados, em distintos programas de pós-graduação (8 no total). O crescimento da ciência de dados, mineração de dados/aprendizagem de máquina chamou minha atenção, e comecei a pensar como esta área, relativamente recente, pode se relacionar à consolidada ciência “clássica”.

Minha proposta inicial de tese não tinha como tema as Práticas Integrativas e Complementares. O projeto de tese, objeto da qualificação, foi inviabilizado pela pandemia de COVID-19, pois incluía coleta de dados primários em escolas de ensino

médio. Conjuntamente às aulas virtuais devido à pandemia, cresceu meu interesse pessoal e acadêmico por meditação e medicina oriental em geral. Após identificar os dados da avaliação externa do Programa de Melhoria do Acesso e da Qualidade da Atenção Básica (PMAQ), comecei a me questionar sobre o que poderia ser conhecido/respondido, utilizando estes dados. Descobri que esse movimento, que a meu ver contraria o pensamento científico “clássico”, é o ponto de partida do cientista de dados. Este talvez seja o principal motivo que me levou a sugerir “uma abordagem de ciência de dados” no título desta tese. Na ciência tudo começa com uma pergunta. Na ciência de dados, tudo começa com dados.

Após estudar um pouco sobre Medicina Alternativa, Complementar e Integral, e identificar outras bases de dados que poderiam compor a PMAQ, consegui elaborar quatro perguntas de pesquisa que poderiam ser tentativamente respondidas com os dados em mãos: como a oferta de PICs pelas equipes de saúde da família (eSF) na atenção primária do Sistema Único de Saúde evoluiu entre 2012 e 2018? Quais fatores estão associados à oferta de PICs? Existe uma relação causal entre a formação do gestor municipal de saúde e a oferta de PICs? É possível prever satisfatoriamente a oferta de PICs? Para tentar responder tais perguntas, é necessário utilizar métodos de análise distintos. Assim, apesar de comporem um todo, os capítulos desta tese podem ser vistos como estudos separados.

Em relação à pergunta causal, certamente há outras mais interessantes, em termos da magnitude do efeito causal, como por exemplo o efeito da disponibilidade de profissionais, recursos financeiros etc. sobre a oferta de PICs. Por outro lado, quanto maior o efeito causal, mais óbvio, e assim menos instigante. Até onde eu consegui enxergar, considerando a disponibilidade de dados, a formação do gestor foi a única variável passível de investigação do efeito causal, sob a luz do modelo causal de resultados potenciais, o qual hoje possui maior consenso nas ciências sociais aplicadas e epidemiologia. Além disso, ainda há um debate aberto na literatura sobre a influência dos gestores na oferta de PICs.

Em relação à predição da oferta de PICs, a melhor metodologia que eu conhecia (e conheço até o momento), é a abordagem de algoritmos de aprendizagem de máquina. Acredito que esta pergunta de pesquisa é relevante por pelo menos dois ângulos. Primeiro, ela contribui, em termos científicos, para a compreensão do fenômeno em questão. Apesar

de haver, para muitos pesquisadores, uma percepção dicotômica na qual predição seria técnica, e explicação, ciência, acredito que a predição possa ser integrada em uma análise científica. Por exemplo, a modelagem preditiva nos ajuda a compreender, se no seu conjunto, as variáveis incluídas na análise são capazes de prever a oferta de PICs pelas equipes de saúde da família. Se sim, isto é um indicativo que, qualquer que seja o mecanismo causal envolvido na criação da oferta de PICs, as variáveis predictoras disponíveis são relevantes. Se a predição for muito ruim, precisaremos repensar também questões teóricas, que estão relacionadas às variáveis mensuradas. Ou seja, embora a análise preditiva não ofereça uma verificação direta do mecanismo envolvido, ela contribui para a compreensão do fenômeno indiretamente. Outros argumentos são apresentados na seção de Métodos. Segundo, esta pergunta de pesquisa se justifica pela aplicação prática. Em um ambiente de recursos escassos, tanto financeiro como humanos, prever quais eSF tem mais ou menos chance de ofertar PICs ajuda a direcionar esforços programáticos, políticas públicas, aumentando assim a eficiência do uso dos recursos públicos.

Esta tese está organizada da seguinte forma. Após breve introdução ao tema, caracterizo a problemática de pesquisa sob uma ótica dos direitos humanos. Depois busco discutir um pouco como ocorreu a institucionalização da Medicina Complementar, Alternativa e Integral no SUS. Em seguida, apresento uma revisão dos estudos quantitativos brasileiros sobre a oferta de PICs no SUS. Após descrição dos objetivos e métodos, são apresentados os resultados. Primeiro, a evolução descritiva da oferta de PICs, utilizando os dados do PMAQ. Em seguida, descreve-se os fatores associados (regressão simples) à oferta de PICs, incluindo variáveis de diversas bases de dados. Em seguida, analisa-se os fatores que estão independente associados (regressão múltipla) à oferta de PICs, utilizando uma abordagem hierarquizada. Após isto, aprofundo metodologicamente, tentando identificar a relação causal entre formação do gestor e oferta de PICs. Por fim, verifico se, com os fatores associados disponíveis em todas as bases de dados, é possível identificar um modelo capaz de prever a oferta de PICs pelas eSF. Após discussão dos achados, segue-se as considerações finais.



*“I like crossing the imaginary  
boundaries people set up  
between different fields.”  
(Maryam Mirzakhani)*

BARBOSA JÚNIOR, D. A. A oferta de práticas integrativas e complementares cresce na crise: uma abordagem de ciência de dados [tese]. São Paulo: Faculdade de Saúde Pública da USP; 2023.

## **RESUMO**

Utilizando dados do Programa Nacional de Melhoria do Acesso e da Qualidade da Atenção Básica (PMAQ) observamos, com uma análise descritiva, que a oferta de Práticas Integrativas e Complementares (PICs) na Atenção Básica do Sistema Único de Saúde, pelas Equipes de Saúde da Família (eSF) cresceu continuamente entre 2012 e 2018, período marcado por crise econômica e política. Por outro lado, o crescimento da oferta de PICs não foi uniforme entre as regiões do país, sendo menor nas regiões Centro-Oeste e Norte. Observamos que a oferta de PICs está associada à região, ao porte municipal e ao IDH municipal. Observamos também que a oferta de PICs é maior quando há Núcleo de Apoio à Saúde da Família estruturado no município, quando as eSF participam do Programa Academia da Saúde e quando o gestor da saúde não é formado em medicina. Receber apoio do gestor municipal de saúde, receber ações de educação permanente e realizar planejamento das suas ações também está associado à oferta de PICs pelas eSF. Além disso, utilizando uma estrutura de análise causal baseada no uso de gráficos acíclicos direcionados e análise de sensibilidade, concluímos que a formação do gestor influencia diretamente a oferta de PICs, privilegiando gestores formados em odontologia e psicologia. Utilizando uma abordagem de aprendizagem de máquina, identificamos modelos capazes de prever a oferta de PICs (área sob a curva ROC variando entre 0,70 e 0,88) pelas eSF. Estes modelos mostraram que, dentre outras características, o tamanho populacional, o IDH municipal e a distribuição de renda são relevantes em prever a expansão da oferta de PICs.

**Palavras-chave:** Práticas Integrativas e Complementares, Oferta de serviços de saúde, Ciência de Dados, Aprendizagem de máquina, Causalidade

BARBOSA JÚNIOR, D. A The delivery of integrative and complementary practices grows in times of crisis: a data science approach [thesis]. São Paulo: Faculdade de Saúde Pública da USP; 2023.

## **ABSTRACT**

Using data from the National Program for Improving Access and Quality of Primary Care (PMAQ), we observed, through descriptive analysis, that the provision of Integrative and Complementary Practices (ICPs) in the Basic Care of the Unified Health System, by Family Health Teams (FHTs), grew continuously between 2012 and 2018, a period marked by economic and political crisis. On the other hand, the growth in the provision of ICPs was not uniform across the country's regions, being lower in the Central-West and Northern regions. We observed that the provision of ICPs is associated with the region, municipal size, and municipal Human Development Index (HDI). We also noted that the provision of ICPs is higher when there is a structured Family Health Support Center in the municipality, when FHTs participate in the Health Academy Program, and when the health manager is not a medical professional. Receiving support from the municipal health manager, undergoing continuous education actions, and planning their actions are also associated with the provision of ICPs by FHTs. Additionally, using a causal analysis framework based on directed acyclic graphs and sensitivity analysis, we concluded that the manager's education directly influences ICP provision, favoring managers with backgrounds in dentistry and psychology. Using a machine learning approach, we identified models capable of predicting the provision of ICPs (area under the ROC curve ranging between 0.70 and 0.88) by FHTs. These models showed that, among other characteristics, population size, municipal HDI, and income distribution are relevant in predicting the expansion of ICP provision.

**Key-words:** Complementary and Integrative Practices, Healthcare delivery, Data Science, Machine Learning, Causality

## Lista de Figuras

Figura 1 - Evolução da cobertura do PMAQ.....	28
Figura 2 - Gráfico acíclico direcionado relacionando formação do gestor e oferta de PICs. ....	36
Figura 3 - Relação temporal entre eleições municipais e os ciclos avaliativos do PMAQ. ....	37
Figura 4 - Distribuição espacial da oferta de PICs. ....	45
Figura 5 - Associação entre características municipais e a oferta de PICs, considerando os três ciclos do PMAQ. ....	52
Figura 6 - Associação entre características do gestor municipal de saúde e a oferta de PICs considerando os três ciclos do PMAQ. ....	53
Figura 7 - Associação entre características da UBS e a oferta de PICs considerando os três ciclos do PMAQ. ....	56
Figura 8 - Associação entre características das eSF e a oferta de PICs considerando os três ciclos do PMAQ. ....	57
Figura 9 - Curvas ROC para a predição da oferta no 2º ciclo do PMAQ. ....	65
Figura 10 - Curvas ROC para a predição da oferta no 2º ciclo do PMAQ, com base no 1º Ciclo do PMAQ. ....	66
Figura 11 - Curvas ROC para a predição da oferta no 3º ciclo do PMAQ, com base no 2º Ciclo do PMAQ. ....	67
Figura 12 - Importância para a predição da oferta no 2º ciclo do PMAQ. ....	69
Figura 13 - Importância para a predição da oferta no 2º ciclo do PMAQ, com base no 1º Ciclo do PMAQ. ....	70
Figura 14 - Importância para a predição da oferta no 3º ciclo do PMAQ, com base no 2º Ciclo do PMAQ. ....	71

## Lista de Tabelas

Tabela 1 - Práticas Integrativas e Complementares incluídas nos 3 ciclos do PMAQ...	29
Tabela 2 - Descrição das variáveis utilizadas .....	32
Tabela 3 - Distribuição temporal da oferta de PICs pelas eSF nos três ciclos do PMAQ. .....	43
Tabela 4 - Distribuição da oferta de PICs no tempo e entre macrorregiões.....	46
Tabela 5 - Comparação da oferta de PICs em relação à formação do gestor de saúde. .	48
Tabela 6 – Fatores associados à oferta de PICs: resultados da regressão múltipla. ....	59
Tabela 7 - Associações ajustadas entre características do gestor e a oferta de PICs (2012). .....	61
Tabela 8 - Resultados da análise de sensibilidade baseada no E-valor. ....	62
Tabela 9 - Performance dos algoritmos de aprendizagem de máquina (2015). ....	63
Tabela 10 - Performance dos algoritmos de aprendizagem de máquina (2015 com base em 2012).....	63
Tabela 11 - Performance dos algoritmos de aprendizagem de máquina (2018 com base em 2015).....	63

## Siglas Utilizadas

**ACS:** Agentes Comunitários de Saúde  
**AM:** Aprendizagem de Máquina  
**CEPESData/FGV:** Centro de Política e Economia do Setor Público / Fundação Getúlio Vargas  
**CNES:** Cadastro Nacional dos Estabelecimentos de Saúde  
**DAG:** *Directed Acyclic Graph*  
**DataSUS:** Departamento de Informática do Sistema Único de Saúde  
**eSF:** Equipes de Saúde da Família  
**IBGE:** Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística  
**IDHM:** Índice de Desenvolvimento Humano Municipal  
**IDHM\_E:** IDHM Educação  
**IDHM\_L:** IDHM Longevidade  
**IDHM\_R:** IDHM Renda *per Capita*  
**IBGE:** Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística  
**MCAI:** Medicina Complementar, Alternativa e Integral  
**MTC:** Medicina Tradicional Chinesa  
**MS:** Ministério da Saúde  
**MUNIC:** Pesquisa de Informações Básicas Municipais  
**Nasf:** Núcleo de Apoio à Saúde da Família  
**OMS:** Organização Mundial da Saúde  
**ONU:** Organização das Nações Unidas  
**PMAQ:** Programa Nacional de Melhoria do Acesso e da Qualidade da Atenção Básica  
**PIDESC:** Pacto Internacional sobre Direitos Econômicos, Sociais e Culturais  
**PICs:** Práticas Integrativas e Complementares  
**PNPIC:** Política Nacional de Práticas Integrativas e Complementares  
**RF:** Random Forest  
**RL:** Regressão Logística  
**RN:** Redes Neurais  
**ROC:** Receiver Operating Characteristic  
**SIA:** Sistema de Informações Ambulatoriais  
**SUS:** Sistema Único de Saúde  
**UBS:** Unidades Básicas de Saúde  
**XGBOOST:** Extreme Gradient Boosting Machine

# SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO .....</b>	<b>15</b>
<b>1.1</b>	<b>OFERTA DE MCAI E DIREITOS HUMANOS.....</b>	<b>16</b>
<b>1.2</b>	<b>A INSTITUCIONALIZAÇÃO DA MCAI NO SUS.....</b>	<b>19</b>
<b>1.3</b>	<b>A OFERTA DE PICS NO BRASIL .....</b>	<b>22</b>
<b>2</b>	<b>OBJETIVOS .....</b>	<b>26</b>
<b>3</b>	<b>MÉTODOS.....</b>	<b>27</b>
<b>3.1</b>	<b>FONTES DE DADOS.....</b>	<b>27</b>
<b>3.1.1</b>	<b>VARIÁVEIS.....</b>	<b>28</b>
<b>3.2</b>	<b>ESTRATÉGIA ANALÍTICA .....</b>	<b>33</b>
<b>3.2.1</b>	<b>ANÁLISE DE ASSOCIAÇÃO .....</b>	<b>33</b>
<b>3.2.2</b>	<b>ANÁLISE CAUSAL .....</b>	<b>34</b>
<b>3.2.3</b>	<b>ANÁLISE DE SENSIBILIDADE .....</b>	<b>38</b>
<b>3.2.4</b>	<b>ANÁLISE DE PREDIÇÃO .....</b>	<b>39</b>
<b>4</b>	<b>RESULTADOS .....</b>	<b>41</b>
<b>4.1</b>	<b>DISTRIBUIÇÃO DA OFERTA DE PICS .....</b>	<b>41</b>
<b>4.1.1</b>	<b>DISTRIBUIÇÃO TEMPORAL DA OFERTA DE PICS .....</b>	<b>42</b>
<b>4.1.2</b>	<b>DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DA OFERTA DE PICS .....</b>	<b>45</b>
<b>4.1.3</b>	<b>DISTRIBUIÇÃO DA OFERTA DE PICS EM RELAÇÃO À FORMAÇÃO DO SECRETÁRIO MUNICIPAL DE SAÚDE .....</b>	<b>47</b>
<b>4.2</b>	<b>FATORES ASSOCIADOS À OFERTA DE PICS .....</b>	<b>50</b>
<b>4.2.1</b>	<b>ANÁLISE DE REGRESSÃO SIMPLES.....</b>	<b>50</b>
<b>4.2.2</b>	<b>ANÁLISE DE REGRESSÃO MÚLTIPLA.....</b>	<b>58</b>
<b>4.3</b>	<b>EFEITO DA FORMAÇÃO DO GESTOR SOBRE A OFERTA DE PICS 60</b>	
<b>4.4</b>	<b>PREDIÇÃO DA OFERTA DE PICS.....</b>	<b>62</b>
<b>5</b>	<b>DISCUSSÃO .....</b>	<b>72</b>
<b>5.1</b>	<b>DISTRIBUIÇÃO DA OFERTA DE PICS .....</b>	<b>72</b>
<b>5.2</b>	<b>FATORES ASSOCIADOS À OFERTA DE PICS .....</b>	<b>76</b>
<b>5.3</b>	<b>EFEITO DA FORMAÇÃO DO GESTOR SOBRE A OFERTA DE PICS 80</b>	
<b>5.4</b>	<b>PREDIÇÃO DA OFERTA DE PICS.....</b>	<b>82</b>

<b>6</b>	<b>CONSIDERAÇÕES FINAIS.....</b>	<b>86</b>
<b>7</b>	<b>REFERÊNCIAS .....</b>	<b>88</b>
<b>8</b>	<b>ANEXOS .....</b>	<b>97</b>
	ANEXO A – DISTRIBUIÇÃO TEMPORAL DA OFERTA DE PICs PELAS eSF NOS TRÊS CICLOS DO PMAQ.....	97
	ANEXO B - DISTRIBUIÇÃO DAS VARIÁVEIS INDEPENDENTES EM RELAÇÃO À OFERTA DE PIC .....	99
	ANEXO C – CURRÍCULO LATTES DO DISCENTE .....	106
	ANEXO D – CURRÍCULO LATTES DO ORIENTADOR .....	107



# 1 INTRODUÇÃO

A medicina complementar, alternativa e integral (MCAI)<sup>12</sup>, refere-se a um conjunto de práticas de atenção à saúde baseado em teorias e experiências de diferentes culturas (OPAS, 2023). Estas práticas podem ou não fazer parte de uma racionalidade médica específica. Racionalidades médicas são sistemas médicos complexos compostos pelas dimensões de cosmologia (visão do mundo), doutrina médica, morfologia, dinâmica vital (fisiologia), sistema diagnóstico e sistema terapêutico específicos (LUZ; BARROS, 2012). Algumas racionalidades médicas que compõem a MCAI são milenares, como as orientais medicina tradicional chinesa (MTC) e a medicina ayurvédica, indiana; enquanto outras são mais recentes, como as racionalidades ocidentais homeopatia e medicina antroposófica.

No ocidente, os sistemas de saúde fundamentam-se na racionalidade da medicina ocidental contemporânea, alicerçada no modelo biomédico de cuidado. O modelo biomédico é influenciado pelo dogma cartesiano do dualismo mente-corpo (VENTRIGLIO; BHUGRA, 2015), e entende a doença como um desvio do normal biológico (ENGEL, 1977). Apesar da medicina ocidental surgir como uma medicina social, organizada pelo Estado para resolver os problemas da urbanização (FOUCAULT, 2004), na prática moderna há pouco espaço para a dimensão social, psicológica ou comportamental da doença (ENGEL, 1977). Além disso, ao assumir uma relação causal entre doença e mal-estar, o modelo biomédico incentiva a medicalização (WADE; HALLIGAN, 2004). A medicalização não supera modificações nos determinantes sociais das doenças, como renda e educação, na geração de bem-estar, e vem reduzindo o papel do médico à condição de intermediário entre consumidores e indústria farmacêutica (FOUCAULT, 2004). No modelo biomédico, a maior parte do lucro é incorporado pela indústria farmacêutica, de equipamentos e empresas associadas aos planos de saúde (FOUCAULT, 2004; Andreazzi e Kornis, 2008).

A dinâmica da medicina ocidental moderna, pautada no modelo biomédico, ajuda a explicar por que ao mesmo tempo que o modelo biomédico avançou, ancorado no desenvolvimento científico e tecnológico do século XX, a demanda por MCAI também cresceu. Entre 2005 e 2015, o número de países membros da Organização Mundial da Saúde (OMS) com políticas nacionais sobre MCAI quase quadruplicou. Em 2018, mais da metade dos países

---

<sup>1</sup> Esta definição não é consenso na literatura. Ver Ng et al. (2022).

<sup>2</sup> Utilizo aqui a proposta mais recente de nomenclatura. A literatura utiliza também os termos medicina complementar, medicina alternativa, medicina tradicional e combinações.

membros já tinham uma política instituída e quase 90% afirmaram utilizar MCAI, tendo desenvolvido políticas, leis, regulamentos, programas ou estabelecido órgãos de controle específicos para MCAI, enquanto treze países já haviam incorporado MCAI nos seus serviços de saúde (WHO, 2019). No Brasil, a MCAI foi incorporada ao Sistema Único de Saúde (SUS) em 2006, por meio da Política Nacional de Práticas Integrativas e Complementares (PNPIC). A incorporação da MCAI nos sistemas públicos de saúde reflete uma mudança global na orientação da oferta dos serviços de saúde, com menor ênfase na doença e mais na prevenção e bem-estar, fundamentada em uma abordagem centrada no paciente (DWAMENA et al., 2012; LANCET, 2000).

Há grande variação metodológica nos estudos epidemiológicos disponíveis sobre MCAI. Em geral, revisões sistemáticas sugerem que o uso de MCAI na população vem crescendo ao longo das últimas décadas (HARRIS et al., 2012; LEE et al., 2022). Considerando pesquisas de base populacional em diversos países, observa-se que a utilização de MCAI ao longo da vida variou de 24 a 71,3%, enquanto o uso nos últimos 12 meses variou entre 9,8 e 76% (LEE et al., 2022). Serviços de saúde relacionados à MCAI são procurados com mais frequência por mulheres, pessoas de meia idade e com maior nível de escolaridade, sendo que as morbidades mais associadas à demanda por serviços de MCAI incluem dor nas costas, depressão, insônia, cefaleia e problemas no estômago e doenças inflamatórias intestinais (FRASS et al., 2012).

A frequência de uso de serviços de saúde é o resultado de uma construção social que articula oferta e demanda (MENDES et al., 2019). Do lado da oferta, que é o objeto desta tese, argumentamos que a incorporação das MCAI ao SUS teve influência da normatização internacional relacionada aos direitos humanos.

## 1.1 OFERTA DE MCAI E DIREITOS HUMANOS

No Comentário Geral n. 14 (UN, 2000), a ONU coloca elementos que compõem o direito à saúde, os quais podem ser aplicados ao estudo da oferta de serviços de saúde. Primeiro, deve haver disponibilidade de serviços de saúde, isto é, serviços disponíveis em quantidade suficiente para a população, respeitando-se o nível de desenvolvimento de cada país. Segundo, os serviços ofertados precisam ser acessíveis. De acordo com o Comentário Geral n. 14 os

serviços são acessíveis quando não há discriminação, especialmente em relação a populações vulneráveis e marginalizadas; quando todos têm condições de pagar pelos serviços; e quando respeita-se tanto o direito à procura quanto à obtenção de informações e ideias sobre assuntos relacionados à saúde. Terceiro, o serviço de saúde precisa ter aceitabilidade, isto é, deve ter respeito à ética médica e ser culturalmente apropriado, atendendo à cultura individual, de minorias e comunidades. Por fim, precisa ser um serviço de qualidade, ofertado por profissionais capacitados e baseado em critérios aprovados cientificamente, especialmente na prescrição de medicamentos (UN, 2000).

Sugerimos, que além de descrever aspectos relevantes da oferta de serviços de saúde, as normas de direitos humanos levam à conclusão de que a MCAI é um direito. Esta afirmação se baseia na interseção entre os direitos à saúde e à cultura constantes nos Artigos 25 e 22 da Declaração Universal dos Direitos Humanos. O Artigo 25 afirma que todas as pessoas têm direito a um nível de vida que lhe garanta saúde e assistência médica. Por sua vez, o Artigo 22 salienta que as pessoas podem, legitimamente, exigir a satisfação dos direitos culturais, coerentes com a organização e os recursos de cada país.

No Pacto Internacional sobre Direitos Econômicos, Sociais e Culturais (PIDESC), assinado pelo Brasil e pela maioria dos Estados Partes, foi reconhecido o “direito de toda pessoa de desfrutar o mais elevado nível possível de saúde física e mental” (UN, 1966, Art 12). Ademais, os países signatários comprometeram-se a assegurar os direitos culturais das pessoas, o que podemos afirmar que inclui o uso de práticas medicinais das comunidades tradicionais de cada país.

A Organização Mundial da Saúde (OMS) também estabeleceu o caminho para os países atingirem níveis satisfatórios de respeito ao direito das pessoas à saúde, considerando suas características culturais. Além de recomendar a atenção primária como principal estratégia de cuidado em saúde, a Declaração de Alma-Ata (WHO, 1978) colocou a medicina biomédica e a MCAI lado-a-lado, pois os cuidados primários em saúde

“(…) refletem (…) as condições econômicas e as características sócio-culturais e políticas do país e de suas comunidades, e se baseiam na aplicação dos resultados relevantes da pesquisa social, biomédica e de serviços de saúde e da experiência em saúde pública.” (WHO, 1978).

Além disso, os cuidados primários em saúde

“(...) baseiam-se, aos níveis local e de encaminhamento, nos que trabalham no campo da saúde, inclusive médicos, enfermeiras, parteiras, auxiliares e agentes comunitários, conforme seja aplicável, assim como em *praticantes tradicionais*<sup>3</sup>, conforme seja necessário, convenientemente treinados para trabalhar, social e tecnicamente, ao lado da equipe de saúde e para responder às *necessidades* expressas de saúde da comunidade.” (WHO, 1978).

Na Declaração de Alma-Ata, aceita pelos países membros da Organização Mundial da Saúde (OMS) (WHO, 1978), recomendou-se a atenção primária como principal estratégia de cuidado de saúde. Cuidado de saúde aqui está mais relacionado ao senso comum da palavra, que foi descrito por Ayres (2005) como o “conjunto de procedimentos tecnicamente orientados para o bom êxito de um certo tratamento”<sup>4</sup>. No seu Comentário Geral n. 3, um comitê da Organização das Nações Unidas (ONU) confirmou que os Estados Partes têm a obrigação de garantir níveis essenciais dos direitos à saúde, com especial destaque para a oferta de atenção primária (UN, 1990).

Os elementos discutidos acima delineiam o que podemos entender como o direito à MCAI. Contudo, para a compreensão da oferta de cuidados de saúde é relevante distinguir entre necessidade, descrita acima, e demanda. Para Santana e col. (2023), além da necessidade, entendida como "a capacidade de se beneficiar do cuidado de saúde (*health care*)", a oferta de serviços de saúde é influenciada pela demanda, entendida como "o nível de uso no qual o benefício marginal do cuidado de saúde percebido se iguala ao custo marginal de acessar o cuidado". Se o benefício marginal, isto é, o benefício de um evento de acesso qualquer, exceder o custo marginal, os indivíduos continuarão a utilizar o serviço. Tanto benefício quanto custo dependem de fatores como, por exemplo, o estado autopercebido de saúde, distância do serviço de saúde em relação à moradia, características demográficas e crenças religiosas individuais.

Por exemplo, se um serviço de saúde oferece meditação e um grupo de pessoas aderem à atividade, a participação continuará enquanto o benefício individual percebido for maior ou igual ao custo percebido para comparecer às sessões. Este custo refere-se à soma de custos que incluem, p.e., custos de deslocamento e custo de oportunidade (o custo implicado em deixar de utilizar o tempo da meditação para fazer outra atividade). Tais custos variam de pessoa para

---

<sup>3</sup> Grifo nosso.

<sup>4</sup> Considerando a natureza empírica desta tese, e a disponibilidade de dados, que são categóricos (oferta versus não oferta), em geral discutiremos oferta de cuidado no seu sentido de senso comum, e não no sentido de cuidado em saúde, como um constructo filosófico e suas implicações (ver Ayres (2005)).

pessoa. Por exemplo, indivíduos com bom condicionamento físico terão um custo percebido menor para se deslocar até o serviço de saúde. No caso da meditação, um budista tende a ter um custo de oportunidade percebido menor do que um cristão.

O Brasil adotou uma constituição cidadã, baseada nos direitos humanos e, portanto, podemos observar a influência dos direitos humanos na oferta de MCAI em diversos aspectos. Primeiro, como as normativas de direitos humanos formaram o alicerce para a construção de políticas públicas relativas ao SUS, elas também influenciaram a oferta de MCAI, uma vez que o debate sobre MCAI ocorreu em paralelo ao debate de criação do SUS. Por exemplo, no relatório da 8ª Conferência Nacional de Saúde, que fundamentou a criação do SUS, salientou-se a necessidade de incluir *práticas alternativas* “possibilitando ao usuário o direito de escolher a terapêutica preferida” (BRASIL, 1987).

Segundo, mesmo que a MCAI não tenha sido incorporada ao SUS no momento da sua criação, diversas características deste sistema possibilitaram a oferta de MCAI. Aspectos como capilaridade, autonomia e o contato com as comunidades tradicionais, permitiram que surgissem experiências bem-sucedidas de oferta de MCAI, mesmo antes do marco legal ser estabelecido. Por exemplo, desde 1999 tem-se registro da oferta de acupuntura no Sistema de Informações Ambulatoriais (SIA) (SOUSA et al., 2012). Outro facilitador foi a característica multiprofissional da atenção primária brasileira, que permite profissionais de saúde com formações distintas, mais ou menos colonizados pelo modelo biomédico, ofertarem serviços de saúde com diferentes abordagens de cuidado de(em) saúde<sup>5</sup>. Terceiro, a incorporação da MCAI ao SUS seguiu a lógica do respeito às diversas culturas locais, uma vez que buscou criar uma prática de cuidado em que a medicina biomédica e a MCAI se integrem e complementem. Este processo será detalhado na próxima seção.

## 1.2 A INSTITUCIONALIZAÇÃO DA MCAI NO SUS

O início da oferta de MCAI pelo SUS ocorreu de maneira informal, especialmente pelo uso de plantas medicinais (BRASIL, 2015b). Neste caso, o conhecimento popular, indígena, quilombola e de outras comunidades tradicionais foi transmitido entre gerações por meio da cultura. Este conhecimento foi, então, incorporado às estratégias de cuidado dos profissionais

---

<sup>5</sup> Tanto no seu sentido técnico quanto filosófico, discutido por Ayres (2005).

de saúde. O crescimento da oferta de MCAI, chamada no Brasil de Práticas Integrativas e Complementares (PICs), resultou na proposta de inclusão destas estratégias ao SUS durante a 8ª Conferência Nacional de Saúde (CNS), em 1986. Dessa forma, pode-se afirmar que a inclusão da MCAI na agenda governamental teve processo semelhante ao da Reforma Sanitária brasileira que, conforme descrito por Pinto e col. (2014), foi resultado de uma articulação da sociedade civil, de movimentos sociais, instituições acadêmicas e de profissionais de saúde.

Em 1988, práticas de cuidado baseadas em MCAI ganharam respaldo legal com resoluções da Comissão Interministerial de Planejamento e Coordenação (Ciplan), que fixou normas e diretrizes para homeopatia, acupuntura, termalismo, técnicas alternativas de saúde mental e fitoterapia (BRASIL, 2015). Institucionalmente, a oferta de MCAI dentro do SUS ganhou impulso com a publicação da norma operacional básica de 1996 (NOB-SUS/96), que deu o controle orçamentário da saúde aos municípios (NAGAI; QUEIROZ, 2011). Ao longo da primeira metade dos anos 2000, diversos CNS estimularam a integração da MCAI ao SUS, enfatizando sua relevância como alternativa de cuidado (SAKO et al., 2022).

A institucionalização da oferta de MCAI no SUS foi uma conquista da sociedade brasileira e consolidou-se quando, em 2006, ocorreu a aprovação da PNPIC (BRASIL, 2006). Esta política adotou o termo Prática Integrativa e Complementar (PIC) e criou mais opções de oferta de MCAI no SUS (BRASIL, 2015). Além de incluir práticas que remetem às racionalidades médicas diferentes da medicina ocidental contemporânea, como MTC, medicina ayurvédica, homeopatia e medicina antroposófica, o termo PICs inclui práticas que não estão associadas a uma racionalidade médica, como por exemplo a biodança e a arteterapia.

De acordo com De Simoni e col. (2008) a escolha das PICs que compuseram a PNPIC baseou-se na oferta pré-existente, levantada em dois inquéritos realizados pelo Ministério da Saúde. Além de legitimar a oferta pública de fitoterapia, homeopatia, medicina tradicional chinesa e medicina antroposófica, a PNPIC também abriu espaço para a oferta de outras PICs pelo SUS (SOUSA; TESSER, 2017). Em 2017 foram incluídas mais 14 práticas: arteterapia, ayurveda, biodança, dança circular, meditação, musicoterapia, naturopatia, osteopatia, quiropraxia, reflexoterapia, reiki, shantala, terapia comunitária e yoga (BRASIL, 2017); e em 2018 mais 10 práticas: apiterapia, aromaterapia, bioenergética, constelação familiar, cromoterapia, geoterapia, hipnoterapia, imposição de mãos, ozonioterapia e terapia de florais (BRASIL, 2018).

Além de recomendar a atenção primária em saúde (APS) como principal estratégia de cuidado, a Conferência de Alma Ata incentivou o uso da MCAI como alternativas de cuidado na APS (Cantore et al. 2015). No Brasil, a atenção primária à saúde (APS) é ofertada

principalmente pelo SUS, e foi organizada sob o princípio da equidade no acesso aos serviços de saúde (PAIM et al., 2011; PAIM, 2009). A APS organiza-se sob uma estratégia de saúde da família, composta por eSF, pelo Núcleo de Apoio à Saúde da Família (Nasf) e por Agentes Comunitários de Saúde (ACS). Esta estrutura multiprofissional ampla é capaz de reconhecer as necessidades locais de cuidado e propor diferentes alternativas de cuidado (CASTRO et al., 2019; GUANAIS; MACINKO, 2009; PINTO; DA SILVA; SORIANO, 2012)

A APS é a principal porta de entrada da rede atenção, responsável por ações como promoção e proteção da saúde, prevenção de agravos e por criar condições para ampliar a autonomia das pessoas na construção do cuidado à sua saúde. Para que a este nível de atenção possa contribuir adequadamente para o funcionamento das redes de atenção à saúde, ela precisa, dentre outras coisas, identificar necessidades e demandas de saúde, articulando diferentes tecnologias de cuidado (BRASIL, 2011). De acordo com Tesser e Sousa (2012), há um sinergismo entre as PICs e a APS, pois ambas partilham diversos elementos, como por exemplo uma característica questionadora e um caráter desmedicalizante. Dessa forma, podemos concluir que as diferentes terapias e racionalidades médicas associadas às PICs fortalecem as redes de atenção à saúde.

As PICs compõem estratégias de cuidado que se alinham a outros preceitos do SUS, como autonomia das pessoas na busca por qualidade de vida (BRASIL, 2013). A oferta de PICs na APS auxilia na construção da autonomia, uma vez que permite às pessoas discutirem e usufruírem de alternativas de cuidado diferentes das associadas ao modelo biomédico. Além disso, a inclusão das PICs amplia a coordenação (LIMA; SILVA; TESSER, 2014) e o acesso e à qualificação dos serviços, aumentando a integralidade da atenção à saúde (SANTOS; TESSER, 2012).

Apesar da criação da PNPIC, a oferta de PICs pelo SUS não ocorre sem desafios ou problemas. A literatura sugere que a oferta de PICs foi limitada pelo baixo apoio institucional, inexistência de dotação orçamentária própria, pouco investimento em formação de profissionais e pouco incentivo à incorporação das PICs na prática biomédica (AZEVEDO; PELICIONI, 2011; SOUSA; TESSER, 2017; SOUSA; BARROS, 2018). A PNPIC foi instituída sem a definição ou padronização do seu processo de avaliação (BRASIL, 2006). Além disso, o contexto multifatorial de desajustes na implementação da PNPIC não permitiu clareza no seu funcionamento, cabendo aos municípios a implementação e monitoramento das ações (LEMOS; LUIZA, 2023). Estes elementos não permitem detalhar um modelo lógico geral para a PNPIC, isto é, uma representação teórica do programa (PINTO; VIEIRA-DA-SILVA; BAPTISTA, 2014).

### 1.3 A OFERTA DE PICS NO BRASIL

Baseando-se em diversos estudos de caso, Sousa e Tesser (2017) sistematizaram a oferta de PICS no sistema de saúde brasileiro. Os autores identificaram quatro tipos gerais de *estruturas de oferta*. O primeiro tipo é o mais comum na atenção primária. Neste, a oferta de PICS ocorre integrada à oferta de cuidados biomédicos, com os mesmos profissionais executando também o cuidado biomédico. A oferta de cuidados, nesses casos, depende principalmente de profissionais com formação prévia, que podem se aprimorar em formação concomitante. Estas características tornam esta oferta menos intensiva em capital. Neste contexto, apesar da dificuldade de se criar estratégias efetivas de capacitação devido à carga horária de trabalho dos profissionais, estudos mostram que, em alguns casos, os gestores dos serviços foram efetivos em organizar oportunidades de aprendizado para os profissionais (NAGAI; QUEIROZ, 2011; SANTOS; TESSER, 2012).

O segundo tipo de estrutura de oferta ocorre por profissionais que trabalham exclusivamente com PICS, geralmente com formação prévia. Neste caso, o acesso se dá por encaminhamento ou por demanda espontânea. Este tipo é caracterizado por menor integração entre as PICS e o atendimento biomédico. Um exemplo deste formato é a oferta de práticas corporais como um serviço especializado dentro da atenção primária. As práticas corporais têm maior elasticidade de oferta, pois podem ser oferecidas no campo, fora dos serviços, o que ajuda a explicar sua maior expansão (SOUSA; TESSER, 2017). São estruturas de oferta mais comuns em grandes cidades, onde há mais recursos para alocação específica de profissionais. Dependendo do tipo de atividade, se em grupo ou particular, este tipo de estrutura de oferta pode ser mais ou menos intensivo em capital.

O terceiro tipo de oferta fundamenta-se no atendimento por profissionais exclusivos, que fazem parte das equipes de apoio, como do Núcleo de Apoio à Saúde da Família (Nasf), do Programa Academia da Saúde (PAS) ou de núcleos de apoio específicos para PICS. Como a definição dos profissionais que compõem o Nasf tem mais influência do gestor, esta estrutura de oferta pode ser mais frequentemente modificada pelos gestores dos serviços de saúde. Nesta estrutura, a formação dos profissionais em PICS geralmente é prévia. A oferta pode estar mais ou menos integrada às ações das equipes de Saúde da Família (eSF), tendo potencial capacitador destes profissionais. O acesso pode ocorrer por encaminhamento ou não.



O quarto tipo de estrutura de oferta engloba aquela que se dá em unidades especializadas biomédicas ou voltadas exclusivamente às PICs. Geralmente esta estrutura é caracterizada pela formação prévia dos profissionais. A oferta pode ocorrer por encaminhamento ou não, e tende a ser mais intensiva em capital. É o caso, por exemplo, de serviços especializados que ofertam, entre outros, tratamentos oncológicos. Nestes casos, a diversidade de serviços ofertados pode dificultar a integração com o SUS, resultando em tratamentos tardios (SOUSA; TESSER, 2017).

No Brasil, a oferta de PICs ocorre principalmente na atenção primária. Com base nos dados do Cadastro Nacional dos Estabelecimentos de Saúde (CNES), Tesser e col. (2018) identificaram que aproximadamente 78% da oferta de PICs está na atenção primária, especialmente dentro da Estratégia de Saúde da Família (ESF).. 20% das equipes do Nasf ofertaram PICs. Por outro lado, 16,7% e 2,4% dos serviços de média e alta complexidade ofertaram PICs, respectivamente.

Sousa e col. (2012) realizaram uma análise da oferta de PICs entre 2000 e 2011 considerando os dados do Sistema de Informações Ambulatoriais (SAI) e do CNES. Os autores analisaram dados sobre a oferta de homeopatia, acupuntura e práticas corporais. No início do registro, que ocorreu em 2007, havia 505 estabelecimentos cadastrados ofertando alguma dessas práticas. Já em 2011, estavam cadastrados 3.565 estabelecimentos. Observou-se também que a maioria dos estabelecimentos de saúde que ofertaram PICs eram públicos, com predominância em centros de saúde e unidades básicas de saúde. No geral houve predomínio da oferta de acupuntura. Entretanto, nos serviços públicos de saúde, a maior oferta foi de práticas corporais. De acordo com os autores, este achado pode refletir um erro na classificação, pois a oferta de qualquer atividade física poderia ser contabilizada como prática corporal.

Sousa e col. (2012) também observaram um aumento do número de profissionais cadastrados, que passou de 2.927 em 2007 para 4.368 em 2011, concentrados principalmente no setor privado. Em relação a consultas realizadas, registrou-se crescimento elevado de homeopatia e acupuntura entre 2000 e 2005. Entre os dois períodos, as consultas de homeopatia aumentaram em 13% e a acupuntura 50%. A partir de 2006 observou-se uma estabilização do número de consultas de homeopatia e crescimento no número de consultas de acupuntura e práticas corporais. Ao cruzar os dados dos sistemas de informação de saúde com dados primários, obtidos em Florianópolis, Campinas e Recife, Sousa e col. (2012) mostraram que a oferta de PICs é mais diversificada no serviço público de saúde, entretanto há subnotificação de procedimentos e de profissionais registrados.

Utilizando dados do primeiro ciclo do Programa Nacional de Melhoria do Acesso e da Qualidade da Atenção Básica (PMAQ) para o estado de Santa Catarina, Losso e Freitas (2017) observaram que a maioria das eSF (70,9%) e dos municípios (55,3%) não ofertaram PICs. Em relação aos municípios, as PICs mais ofertadas foram uso de plantas medicinais (42,1%), terapia comunitária (22,6%) e acupuntura (17,7%). Apesar de haver alguns trabalhos abordando a oferta de PICs na atenção primária, ainda não foi descrito na literatura como a oferta de PICs evoluiu na década de 2010. D ponto de vista qualitativo, também há uma escassez de trabalhos na área. Podemos questionar: quais fatores são relevantes na predição da oferta de PICs neste período?

Além disso, podemos perguntar se as variáveis disponíveis em pesquisas secundárias são capazes, em seu conjunto, de prever a oferta de PICs. Tendo por base os argumentos de Shmueli (2010), é possível afirmar que a utilização de modelos de predição, ou uso modelagem preditiva, é relevante para o estudo da oferta de PICs do ponto de vista científico porque: i) permite investigar relações complexas que existem em grandes bases de dados, ajudando a hipotetizar novos mecanismos relacionados à oferta de PICs; ii) a análise de predição nos ajuda a compreender se, no seu conjunto, as variáveis incluídas na análise são capazes de prever a oferta de PICs pelas eSF. Se sim, isto é um indicativo que, qualquer que seja a estrutura causal envolvida na oferta, de PICs, estas variáveis são relevantes. Se a predição for ruim, indica a necessidade de repensar mecanismos que envolvam as variáveis mensuradas. Ou seja, a análise preditiva não oferece uma verificação direta dos mecanismos envolvidos, mas indireta, que também é útil para a ciência.; iii) a modelagem preditiva permite avaliar a distância entre a teoria e a prática, “servindo como um ‘teste de realidade’ para a relevância da teoria” (SMUELI, 2010 pag. 4). A modelagem preditiva também é justificada pela aplicação prática. Em um ambiente de recursos escassos, tanto financeiro como humanos, prever qual eSF tem mais ou menos chance de ofertar PICs ajuda a direcionar esforços programáticos, aumentando assim a eficiência no uso dos recursos públicos.

Com base nos dados da avaliação externa do segundo ciclo do PMAQ, Barbosa e col. (2020) estimaram que a oferta de PICs ocorreu em 25,5% dos municípios brasileiros. Os autores também compararam os dados do PMAQ com os do Inquérito Nacional de Práticas Integrativas e Complementares em Saúde no SUS, que perguntou sobre a oferta de PICs para os gestores municipais de saúde. Notou-se elevada concordância em relação aos dados do PMAQ no que se refere à oferta geral de PICs (94%), mas não à oferta de práticas específicas, o que levou à conclusão de que há amplo desconhecimento dos gestores sobre quais PICs são ofertadas. Por exemplo, o percentual de convergência para homeopatia foi de 10% e para acupuntura, 21%.

De acordo com Barbosa e col. (2020), os profissionais de saúde da atenção primária são os principais responsáveis pela oferta de PICs no Brasil. A evidência disponível sugere que os gestores da saúde têm pouco conhecimento sobre a oferta de PICs dos municípios, geralmente protagonizada pelos profissionais de saúde da ESF. Barros e col. (2020) observaram que gestores em geral não apoiam ativamente a oferta de PICs. Entretanto, notaram que gestores da saúde com mais experiência, não evangélicos e com formação em medicina ou odontologia oferecem mais apoio aos profissionais das eSF em relação à oferta de PICs. Deve-se notar que a associação identificada entre a formação do gestor e a oferta de PICs por Barros e col. (2020) não foi construída sob uma estrutura analítica que permita discutir causalidade. Assim, pode-se questionar: existe uma relação causal entre a formação do gestor e a oferta de PICs pelas eSF?

A discussão proposta nesta contribui ao tentar analisar de uma forma mais ampla a oferta de PICs. Esta análise gera elementos para alimentar o debate sobre políticas públicas relacionadas às PICs, o que pode contribuir para a melhoria da oferta destes serviços de saúde à população. Optamos por utilizar como fonte de informação acerca da oferta de PICs os dados do PMAQ. Este é o banco de dados mais completo em relação à oferta de PICs. Como a primeira avaliação externa do PMAQ ocorreu em 2012 e a PNPIC foi instituída em 2006, os dados do PMAQ não permitem avaliar a evolução da oferta de PICs após a PNPIC e, portanto, não permitem avaliar a PNPIC. Além disso, o PMAQ não foi criado com este intuito. Por exemplo, algumas práticas, como Talassoterapia e Terapia Rio Vermelho, não fazem parte da PNPIC, e não há, no questionário, perguntas que remetam à implementação local da PNPIC nos municípios. Estas características permitem que a presente tese ofereça uma análise da PNPIC de 6 a 12 anos após sua criação, mas não permite uma avaliação rigorosa da implantação da política, isto é, não permite clareza em relação a quanto a política está sendo executada conforme planejado (PINTO; VIEIRA-DA-SILVA; BAPTISTA, 2014)

Percebe-se, com a revisão de literatura acima, a escassez de estudos quantitativos analisando a oferta de PICs no Brasil. Notamos também que não há na literatura uma descrição da evolução da oferta de PICs pelas eSF utilizando os dados das avaliações externas dos três ciclos do PMAQ. Além disso, com exceção do trabalho de Barros e col. (2020), os fatores associados à oferta de PICs ainda não foram discutidos quantitativamente. Os autores também foram os únicos a avaliar as relações entre as características da gestão e a oferta de PICs, mas não o fizeram com uma estrutura de análise que permita inferir causalidade, como propomos aqui. Por fim, ainda não foi utilizada modelagem preditiva baseada em algoritmos de

aprendizagem de máquina para conhecer o quanto, em seu conjunto, características municipais, do gestor, das UBS e das eSF são capazes de prever a oferta de PICs.

## **2 OBJETIVOS**

O objetivo geral é analisar a oferta de PICs na atenção primária brasileira.

Os objetivos específicos são:

- descrever a oferta de PICs na atenção primária entre 2012 e 2018;
- identificar fatores associados à oferta de PICs na atenção primária;
- estimar o efeito da formação dos secretários municipais de saúde sobre a oferta de PICs;
- desenvolver um modelo capaz de prever a oferta de PICs pelas eSF;

### 3 MÉTODOS

#### 3.1 FONTES DE DADOS

Considerando os dados oficiais brasileiros, a oferta de PICs pode ser analisada por meio do Sistema de Informações Ambulatoriais (SIA), do Sistema de Cadastro Nacional dos Estabelecimentos de Saúde (CNES), de dois diagnósticos realizados pelo MS, em 2004 e em 2006 (DE SIMONI et al., 2008) e dois inquéritos realizados como parte do Programa Nacional de Melhoria do Acesso e da Qualidade da Atenção Básica (PMAQ). Todas essas bases de dados têm suas limitações. Entretanto, os dados coletados no PMAQ, por servirem à época para informar critérios de financiamento da atenção básica, compondo o cálculo do Piso de Atenção Básica variável (BRASIL, 2011), são menos propensos a incompletudes, isto é, a registros com informação nula (CORREIA; PADILHA; VASCONCELOS, 2014). Além disso, como a coleta de dados do PMAQ foi realizada por pesquisadores externos, estes dados também tendem a ser menos propensos a erros. Por fim, o PMAQ coletou informações sobre as eSF e Unidades Básicas de Saúde (UBS), o que permite analisar os fatores associados à oferta de PICS no Brasil. Dessa forma, para a análise da oferta de PICS, utilizamos os dados do PMAQ.

O PMAQ, extinto em 2019, foi composto por três ciclos avaliativos. A avaliação externa do 1º Ciclo ocorreu entre maio de 2012 e meados de 2013 (BRASIL, 2015a; LOSSO; FREITAS, 2017). A avaliação externa do 2º Ciclo ocorreu entre 2013 e 2015 (BARBOSA et al., 2020b; MARTINELLI, 2019); e do 3º Ciclo entre o segundo semestre de 2017 e o primeiro de 2018 (CASSEB et al., 2019; RIQUIERI, 2019)) Considerando a revisão de literatura, adotamos, daqui em diante, como períodos de referência os anos 2012, 2015 e 2018 para o 1º, 2º e 3º ciclos do PMAQ, respectivamente. É importante considerar que o primeiro ciclo teve menor cobertura, abrangendo 71,2% dos municípios e somente 53,1% das eSF. Já no terceiro ciclo a cobertura chegou a 95,6% dos municípios e aproximadamente 94% das eSF (Figura 1).

Após revisão de literatura para identificar fatores que pudessem influenciar a oferta de PICs, incluiu-se outras bases de dados, realizando-se o procedimento de consolidação das bases de dados. Do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), utilizou-se dados do Censo da População de 2010 e projeções e do Atlas da População 2013 (IBGE, 2013). Foram incluídos também dados do portal e-gestor, referentes à cobertura do município com eSF. Como as fases

das avaliações externas dos três ciclos do PMAQ ocorreram em diferentes gestões municipais, 2008-2012, 2012-2016 e 2016-2020, foi possível analisar a influência de variáveis relacionadas ao ciclo político na oferta de PICs. Tais dados são disponibilizados pelo Ministério da Justiça, e foram acessados pelo CEPESData/FGV (<https://cepesdata.io/>). Com os dados da Pesquisa de Informações Básicas Municipais (MUNIC) do IBGE foi possível analisar a influência de variáveis relacionadas ao gestor de saúde em cada um dos ciclos políticos. Neste caso, considerando a disponibilidade dos dados, utilizou-se dados de 2011, 2014 e 2018.

1º Ciclo		2º Ciclo		3º Ciclo		
3.965 municípios	71,2 %	5.070 municípios	91,0 %	5.324 municípios	95,6 %	
17.482	Equipes de Atenção Básica e Saúde Bucal	53,1 %	30.523 Equipes de Atenção Básica 19.946 Equipes de Saúde Bucal	88,7 % 89,6%	38.865 Equipes de Atenção Básica 25.090 Equipes com Saúde Bucal	94 % 95 %
-	-	-	1.813 NASF	93,0%	4110 NASF	94 %
-	-	-	860 CEO	94,2%	953 CEO	95%



**Figura 1** - Evolução da cobertura do PMAQ.

Fonte: modificado de AB Santa Catarina, 2018.

### 3.1.1 VARIÁVEIS

As variáveis do estudo compõem três blocos. Variáveis relacionadas às eSF, às UBS e aos municípios. As variáveis municipais são de dois tipos: ou referem-se ao município ou aos gestores municipais de saúde. As variáveis do PMAQ compuseram os blocos de eSF e UBS. O bloco municipal foi composto por variáveis do IBGE, Ministério da Saúde e Ministério da Justiça. Não foram criadas variáveis municipais derivadas de variáveis dos outros níveis.

A principal variável analisada está no bloco de eSF, a oferta de PICs pelas eSF. É uma variável dicotômica, que se refere à pergunta "A equipe oferece o serviço de práticas

integrativas e complementares para os usuários do território?". Esta pergunta foi comum nos três ciclos do PMAQ e mensura o que estamos considerando *oferta geral* de PICs. Outras variáveis mensuraram a *oferta específica* de PICs, isto é, identificaram se a eSF ofertou ou não práticas específicas, incluindo homeopatia, acupuntura, auriculoterapia, práticas corporais da medicina tradicional chinesa (tai chi chuan, lian gong, Chi Gong, Tui-Ná), e/ou mentais (Meditação), uso de plantas medicinais, medicina antroposófica, Termalismo/crenoterapia, reiki, yoga, ayurveda, Florais, do-in/shiatsu/massoterapia/reflexologia (DSMR), shantala, talassoterapia, biodança, musicoterapia, dança circular, naturologia, terapia comunitária, terapia com argila, sistema rio aberto, arteterapia, osteopatia, quiropraxia, aromaterapia, meditação (*mindfulness*) e bioenergética. A oferta específica teve variação entre os três ciclos do PMAQ<sup>6</sup> (Tabela 1).

**Tabela 1** - Práticas Integrativas e Complementares incluídas nos 3 ciclos do PMAQ.

	1º Ciclo (2012)	2º Ciclo (2015)	3º Ciclo (2018)
<b>PIC</b>			
Acupuntura		x	
Auriculopuntura		x	x
Práticas Mente-Corpo		x	
Plantas medicinais e fitoterapia		x	
Homeopatia	x	x	
Medicina Antroposófica		x	
Termalismo Social/Crenoterapia		x	
Reiki		x	x
Yoga		x	x
Ayurveda		x	x
Terapia de Florais		x	x
Do-in/Shiatsu/Massoterapia/Reflexologia		x	x
Shantala		x	x
Talassoterapia		x	x
Biodança		x	x
Musicoterapia		x	x
Dança Circular		x	x
Naturologia		x	x
Terapia Comunitária		x	x
Terapia com Argila		x	x
Sistema Rio Aberto		x	x
Arteterapia		x	x
Osteopatia			x
Quiropraxia			x
Aromaterapia/Mindfulness/Bioenergética			x
Outra(s)		x	

<sup>6</sup> Talassoterapia e Sistema Rio Aberto não fazem parte da PNPIC.

A avaliação externa do PMAQ contém três módulos: UBS, eSF e usuários. Utilizamos variáveis dos módulos de UBS e eSF. Do módulo UBS, utilizamos variáveis referentes à disponibilidade de internet, disponibilidade de carro, latitude e longitude na unidade de saúde e número de agentes comunitários na UBS. Do módulo sobre as eSF, além da oferta de PICs, incluímos as variáveis referentes à participação do último PMAQ, se recebe apoio do Núcleo de Apoio à Saúde da Família (Nasf), se recebe apoio do Programa Academia da Saúde (PAS); se recebe apoio da gestão para discutir os processos de trabalho; se recebe ações de educação permanente; se recebeu ações de educação permanente nos últimos 12 meses; se a equipe realiza planejamento das suas ações mensalmente; se utiliza critérios de vulnerabilidade no seu planejamento; se articula ações com cuidadores tradicionais; como parteiras; benzedeiras; remedieiras; pajés e rezadeiras; se a equipe realiza monitoramento e análise dos indicadores e informações de saúde; se a equipe tem contato com instituições de ensino; se realiza ações em conjunto com outras eSF; se atende comunidades tradicionais; indígenas ou rurais e se a equipe realiza atividades em escolas. Utilizou-se também informações relativas à sobrecarga de trabalho, criando-se um índice simples, variando de 1 a 10, calculado como a soma (0 ou 1) da sobrecarga para realizar os procedimentos: drenagem de abscesso, sutura de ferimentos, retirada de pontos, lavagem de ouvido, extração de unha, nebulização, procedimentos curativos, oferta de medicações injetáveis, medicações injetáveis endovenosas e inserção de DIU. Nem todas as variáveis são comparáveis entre os ciclos.

Do IBGE, com base no Censo Demográfico de 2010, utilizou-se as variáveis municipais Índice de Desenvolvimento Humano Municipal (IDHM) e seus componentes, o IDHM\_Longevidade (IDHM\_L), IDHM\_Renda\_per\_Capita (IDHM\_R) e o IDHM\_Educação (IDHM\_E), bem como o índice de Gini. As variáveis da Pesquisa de Informações Básicas Municipais (MUNIC) incluíram sexo do gestor, idade do gestor, escolaridade do gestor e formação do gestor. Criou-se uma variável para identificar se o gestor era graduado em alguma área que atua na saúde, incluindo enfermagem, medicina, odontologia, nutrição ou psicologia.

Utilizou-se também a população do município para cada ano de referência, 2012, 2015 e 2018, estimada com base nas projeções de população do IBGE. Nas análises descritivas e de regressão, para facilitar a interpretação e permitir melhor comparação entre grupos, utilizou-se a população categorizada como pequeno porte I (até 20.000 habitantes), pequeno porte II (de 20.001 a 50.000 habitantes), médio porte (50.001 a 100.000 habitantes), grande porte (100.001 a 900.000 habitantes) e Metrópole (mais de 900.000 habitantes). Para as análises de predição, a variável população foi incluída contínua, uma vez que a população em si reflete melhor o financiamento recebido por transferências do Fundo Nacional de Saúde do governo federal e



está mais associada à arrecadação de impostos municipais (MENDES; MARQUES, 2014). Nos modelos de predição, para melhor ajuste, a variável população foi normalizada. Criou-se também uma variável categórica para identificar as macrorregiões Norte, Nordeste, Centro-Oeste, Sudeste e Sul.

Foram utilizados também dados do Ministério da Justiça referentes às eleições municipais de 2008, 2012 e 2016. Com base nas eleições anteriores, criou-se as variáveis *turnover* de partido, isto é, se, considerando a eleição prévia, houve troca de partido no poder, e *turnover* de prefeito, se houve troca de prefeito.

A Tabela 2 abaixo descreve as variáveis utilizadas.

**Tabela 2 - Descrição das variáveis utilizadas**

	<b>Variável</b>	<b>Descrição</b>
eSF	oferecepics_eq	Se a eSF oferece alguma PIC (Sim ou Não)
	educacao_perm_eq	Se a eSF recebeu ações de educação permanente (Sim ou não)
	planejamento_eq	Se a eSF realiza planejamento das ações (Sim ou Não)
	monitoramento_eq	Se a eSF realiza monitoramento epidemiológico
	crit_vul_eq	Se a eSF utiliza critérios de vulnerabilidade para definir estratégias (Sim ou Não)
	apoioGESTAO_eq	Se a eSF recebe apoio da gestão (Sim ou Não)
	apoioNASF_eq	Se a eSF recebe apoio do NASF (Sim ou Não)
	apoioPAS_eq	Se a eSF participa do Programa Academia de Saúde (Sim ou Não)
	contato_ensino_eq	Se a eSF tem contato com instituições de ensino (recebe alunos de graduação, pós-graduação, etc) (Sim ou Não)
	art_cuid_trad_eq	Se a eSF realiza ações articuladas com cuidadoras tradicionais (Sim ou Não)
	atende_comun_trad_eq	Se a eSF atende comunidades tradicionais (Sim ou Não)
	participouPMAQ_eq	Se a eSF participou da edição do PMAQ anterior (Sim ou Não)
UBS	agentes_comun_ubs	Número de agentes comunitários na UBS
	internet_ubs	Se a UBS tem internet (Sim ou Não)
	carro_ubs	Se há disponibilidade de carro na UBS (Sim ou Não)
GESTOR	escolaridade_gestor	Escolaridade do gestor (menos que Ensino Médio; Ensino Médio; Ensino Superior ou Pós-graduação)
	sexo_gestor	Sexo do gestor (masculino ou feminino)
	idade_gestor	Idade do gestor
	gestor_saude	Indica se o gestor é formado em alguma área que atua na saúde, incluindo enfermagem, medicina, odontologia, nutrição ou psicologia
MUNICÍPIO	Regiao	Identifica a macrorregião (Norte, Nordeste, Centro-Oeste, Sudeste e Sul)
	Porte	Indica o porte municipal: pequeno porte I (até 20.000 habitantes), pequeno porte II (de 20.001 a 50.000 habitantes), médio porte (50.001 a 100.000 habitantes), grande porte (100.001 a 900.000 habitantes) e Metrópole (mais de 900.000 habitantes).
	POP_TOT	População municipal
	GINI	Índice de Gini
	IDHM	Índice de Desenvolvimento Humano Municipal
	IDHM_E	Índice de Desenvolvimento Humano Municipal (componente educação)
	IDHM_L	Índice de Desenvolvimento Humano Municipal (componente longevidade)
	IDHM_R	Índice de Desenvolvimento Humano Municipal (componente renda)
	coberturaesf	Percentual da população municipal coberta por eSF
	turnovercandidato	Indica se houve troca de candidato na última eleição (Sim ou Não)
turnoverpartido	Indica se houve troca de partido na última eleição municipal (Sim ou Não)	

## 3.2 ESTRATÉGIA ANALÍTICA

Nesta tese, adotei quatro caminhos analíticos, relativos aos objetivos específicos. Estes caminhos podem ser descritos com uma adaptação da estrutura proposta por Volpato (2015). Há um descritivo, em que se analisa a oferta geral e específica de PICs nos três períodos de análise; um associativo sem interferência no qual testa-se as hipóteses de associação levantadas no referencial teórico e revisão de literatura; um associativo com interferência, em que se investiga o efeito, ou relação causal, entre a formação do gestor e a oferta geral de PICs; e um preditivo<sup>7</sup>, no qual busca-se identificar um modelo capaz de prever a oferta geral de PICs. Utilizou-se os softwares R (versão 4.2.2) para a análise descritiva, de associação simples e de predição e Stata (versão 18) para as análises de associação múltipla.

### 3.2.1 ANÁLISE DE ASSOCIAÇÃO

Na identificação dos fatores associados à oferta de PICs, utilizou-se regressão simples e múltipla, por permitir identificar associações parciais (ou correlações parciais), isto é, independentes (*ceteris paribus*). Na análise de associação, o que se busca é avaliar a frequência de oferta de PICs entre subgrupos determinados pelas variáveis de interesse, identificando (i) se há diferença estatisticamente significativa entre grupos, (ii) o sentido da associação e (iii) a magnitude da associação. Para (i) e (ii), foram apresentadas tabelas cruzadas, médias e testes de hipótese. Para (i), (ii) e (iii) utilizou-se modelos logísticos.

Com o objetivo de encontrar associações ajustadas (correlações parciais), construímos os modelos de regressão múltipla para cada um dos períodos de análise utilizando um procedimento hierarquizado<sup>8</sup>, inspirado em Victora e col. (1997). Primeiro, foram incluídas as variáveis municipais. Aquelas com significância ( $p < 0,1$ ) foram mantidas. Em seguida incluiu-se as variáveis de UBS, mantendo-se também aquelas com significância ( $p < 0,1$ ). O mesmo procedimento foi realizado para as variáveis de eSF. Mesmo que as variáveis de um bloco

---

<sup>7</sup> Este não faz parte da estrutura proposta por Volpato (2015).

<sup>8</sup> Considerando a estrutura hierárquica dos dados, a estratégia de estimação mais coerente seria utilizar um modelo multinível. Entretanto, o baixo número de eSF dentro de cada UBS e de UBS dentro de cada município não permitiu a estimação dos efeitos aleatórios necessários para um modelo multinível (modelo de efeitos mistos).

anterior tenham perdido significância ao incluirmos as variáveis de um novo bloco, elas foram mantidas no modelo. Como a variável desfecho, isto é, oferta de PICs, refere-se às eSF, que estão agrupadas em UBS e por sua vez em municípios, utilizou-se estimação robusta dos erros padrões com multicluster (GU; YOO, 2019), para UBS e município.

### 3.2.2 ANÁLISE CAUSAL

A análise causal empregada nesta tese baseia-se no uso de gráficos acíclicos diretos, que são uma contrapartida gráfica do modelo de resultados potenciais (PEARL, 2013), utilizado para estimar o efeito de apenas uma variável de exposição sobre um desfecho específico (IMBENS; RUBIN, 2015; RUBIN, 1974, 1978). Seguindo Rothman e col. (2008), consideramos que uma dada causa da oferta de PICs é um evento, condição ou característica que antecedeu a oferta de PICs e que foi necessária para a oferta no momento em que ela ocorreu, dado outras condições fixas. Essa causa refere-se ao mecanismo causal completo, um conjunto mínimo de condições e eventos que foram necessários para concretizar a oferta de PICs. Sob uma perspectiva probabilística do modelo de resultados potenciais (KING; KEOHANE; VERBA, 2021), uma causa é aquela condição que, ao ocorrer, eleva a probabilidade de ocorrência do desfecho. Isto é, refere-se a um modelo probabilístico, contrapondo-se a um modelo de causalidade determinístico<sup>9</sup>. Embora quando um fator está associado a outro possamos dizer que *se um ocorrer, o outro tem maior probabilidade de ocorrer*, como ocorre no exemplo dos cachorros magros e status nutricional de um bairro, na perspectiva causal, a verificação da ocorrência de um fator *é o que causa a elevação da probabilidade* do outro ocorrer. É como acender uma lâmpada que está com mal contato que, na maioria das vezes acende, mas às vezes, não. O que causa a lâmpada acender é o clique no interruptor, mas ele não é determinístico, pois falha algumas vezes. Acredito que a definição probabilística de causalidade discutida por King e col. (2021) é mais interessante pois se ajusta aos resultados que obtemos nos modelos de regressão, que não são determinísticos, mas estocásticos. Por exemplo, no modelo *logit*, interpretamos o coeficiente como (log da) razão de chances, e não como uma certeza de qualquer natureza.

---

<sup>9</sup> Ver por exemplo Angrist, Imbens e Rubin (1996).

Foi analisada a existência de relação causal entre a formação do gestor e a oferta geral de PICs. As comparações foram feitas tendo como base se o gestor era formado em medicina, uma vez que a teoria nos indica que nestes casos a oferta de PICs é menor. A identificação dos fatores de confusão foi feita com base na revisão de literatura e com o uso de gráficos acíclicos direcionados (DAG, em inglês) (TEXTOR et al., 2016), nos quais pôde-se analisar se o ajuste pelas variáveis propostas permitiria a identificação de efeitos causais. O DAG é uma imagem do modelo de resultados potenciais (PEARL, 2013) que facilita a visualização de confusores<sup>10</sup>, variáveis pós-tratamento<sup>11</sup>, colisores<sup>12</sup> e de relações entre as variáveis que possam enviar o efeito causal procurado (GREENLAND; PEARL; ROBINS, 1999; PEARL, 1995; TENNANT et al., 2017).

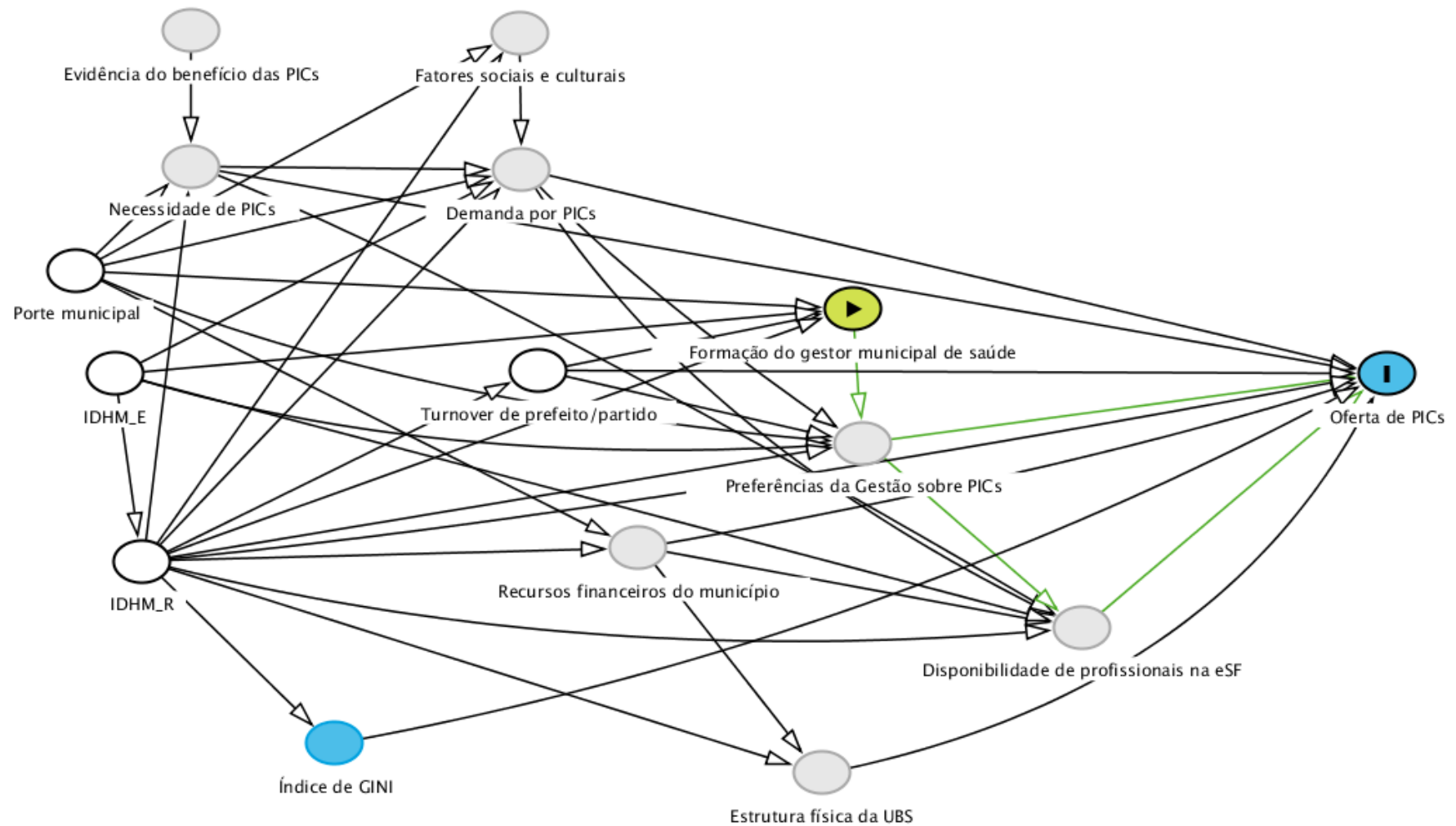
A literatura salienta a importância de existência de profissionais capacitados, recursos financeiros e estrutura física para a criação de estruturas de oferta de PICs (SOUSA; TESSER, 2017; VIEIRA; MARTINS FILHO, 2022). No modelo causal proposto (Figura 2), estas variáveis são influenciadas por características municipais, como tamanho da população, grau de desenvolvimento municipal, no seu componente renda e educação, medidos pelo IDHM\_R e IDHM\_E, respectivamente. Além disso, a estrutura causal proposta tem por hipótese que estas características municipais influenciam fatores sociais e culturais que, por sua vez, influenciam a demanda por PICs. Há também efeitos indiretos. Por exemplo, as características municipais impactam a estrutura física dos serviços de saúde (UBS) também via disponibilidade de recursos financeiros. As características do gestor da saúde impactam a oferta de PICs ao influenciar as preferências do gestor da saúde em relação às PICs. Por fim, a preferência do gestor em relação às PICs o torna mais ou menos propenso a incentivar a oferta de PICs, seja por meio de cursos de capacitação ou alocação de recursos para inclusão de profissionais capacitados em PICs no Nasf, ou sendo mais receptivo às demandas da população ou dos profissionais de saúde em relação à oferta de PICs ou integração das PICs a tratamentos biomédicos.

---

<sup>10</sup> Confusores são fatores (exposições, intervenções, tratamentos, etc) que explicam total ou parcialmente a diferença entre a medida de associação observada e a medida do efeito causal que seria observado se não houvesse o confusor (contrafactual). Ver Rothman e col. (2008).

<sup>11</sup> Variáveis pós-tratamento são outras variáveis, além do desfecho em estudo, causadas pelo tratamento. Ver Imbens e Rubin (2015).

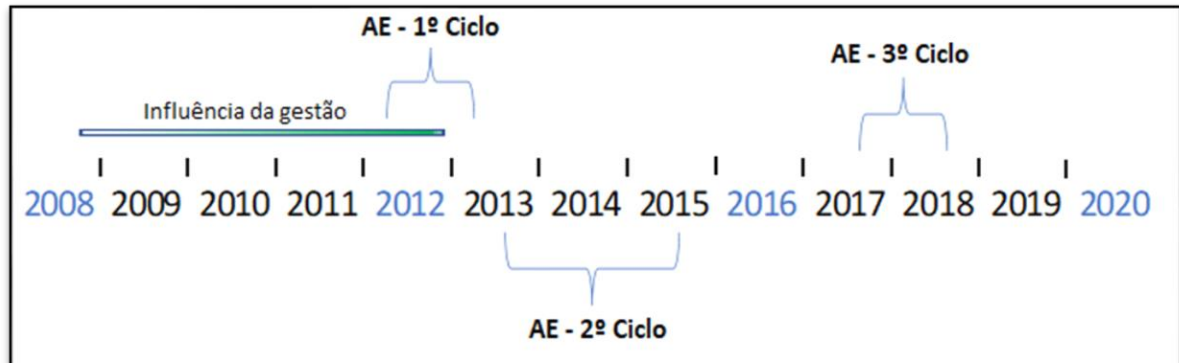
<sup>12</sup> Ao traçar um caminho causal, chamamos *colisor* uma variável que recebe o efeito de mais de uma variável. Ver Rothman e col. (2008).



**Figura 2** - Gráfico acíclico direcionado relacionando formação do gestor e oferta de PICs. Em branco, variáveis ajustadas. Em cinza, não mensuradas. Em azul, mensuradas.

A análise do DAG no *dagitty* (TEXTOR et al., 2016), indicou que o conjunto mínimo de variáveis necessárias para identificar o efeito da formação do gestor sobre a oferta de PICs foram Porte municipal, IDH\_R, IDHM\_E, *turnover* de prefeito e de partido. Para analisar a robustez dos coeficientes estimados e controlar por possíveis variáveis não mensuradas, utilizou-se efeitos fixos para Macrorregiões e estados da federação. Além disso, como a variável desfecho foi mensurada nas eSF, que estão agrupadas em UBS e por sua vez em municípios, utilizou-se estimação robusta dos erros padrões com multicluster (GU; YOO, 2019), para UBS e município.

Uma condição necessária para a inferência causal é a existência de direcionalidade temporal (REICHENHEIM E COUTINHO, 2010). Considerando que a avaliação externa do 1º Ciclo do PMAQ ocorreu no final de um ciclo de gestão municipal, sendo realizada ao longo de um único ano (Figura 3), o 1º Ciclo do PMAQ possui direcionalidade temporal entre as características da gestão e a oferta de PICs. Assim, utilizamos apenas os dados da avaliação externa do 1º Ciclo do PMAQ.



**Figura 3** - Relação temporal entre eleições municipais e os ciclos avaliativos do PMAQ.  
Fonte: elaborado pelo autor.

### 3.2.3 ANÁLISE DE SENSIBILIDADE

A inferência causal requer pressuposições que não são passíveis de verificação com os dados disponíveis (PEARL, 2009). Uma das principais pressuposições do modelo de resultados potenciais é a ausência de confundidores não-mensurados. De acordo com McGowan (2018), o estudo da influência de confundidores precisa considerar três questões. Primeiro, qual a magnitude do desbalanceamento entre grupos de exposição em relação a possíveis confundidores não mensurados; segundo, quanto o confundidor não mensurado pode prever o desfecho; e por fim, quanto o confundidor não mensurado é independente das outras covariáveis. A magnitude do desbalanceamento do confundidor entre grupos de exposição e a capacidade preditiva do confundidor não mensurado em relação ao desfecho estão diretamente relacionadas com o impacto do confundidor não mensurado nas estimativas. Além disso, quanto maior a independência entre o confundidor não mensurado e as covariáveis incluídas no modelo, maior o impacto do confundidor não mensurado.

Para quantificar o impacto de possíveis confundidores não mensurados nas estimativas utilizou-se análise de sensibilidade baseada no E-valor (DING; VANDERWEELE, 2016; VANDERWEELE; DING, 2017). O E-valor é definido como a força mínima de uma associação, na escala de razão de riscos, que um confundidor não-mensurado teria que ter tanto com a exposição quanto com o desfecho para fazer com que a associação entre ambos desapareça, condicionalmente às covariáveis mensuradas (VANDERWEELE E DING, 2017, p.2). Quanto maior o E-valor, maior deve ser a associação, medida em termos de risco relativo, entre o confundidor não-mensurado e o desfecho para que o efeito observado desapareça. Vale notar que o E-valor não garante que, se existir um confundidor com dada força de associação, ele necessariamente irá eliminar o efeito observado. Ele apenas indica que é possível construir cenários nos quais isto ocorra (DING; VANDERWEELE, 2016).



### 3.2.4 ANÁLISE DE PREDIÇÃO

Para desenvolver um modelo capaz de prever a oferta geral de PICs, optou-se pela estratégia analítica de *aprendizagem de máquina* (AM) (BI et al., 2019; WIENS; SHENOY, 2018).

O uso de AM para prever a oferta de PICs contrasta com a abordagem clássica em epidemiologia, que busca identificar preditores independentes de um desfecho, que é sinônimo de fatores associados. Conforme exposto por Breiman (2001), esta abordagem é a mais comum na estatística em geral. Nela, inicia-se assumindo um modelo estocástico, por exemplo um modelo *logit*, que relaciona preditores e desfecho, em que o desfecho é uma função das variáveis predictoras, parâmetros e resíduo. Os valores dos parâmetros são estimados dos dados, e o modelo é então utilizado para predição. Após a estimação dos parâmetros, discute-se possíveis relações ou mecanismos que relacionam variáveis predictoras e desfecho.

A análise preditiva baseada em aprendizagem de máquina, por sua vez, considera que a relação que liga variáveis independente e desfecho é complexa e desconhecida (Breiman, 2001). Esta abordagem tem como objetivo encontrar o melhor modelo capaz de prever o desfecho, comparando diversos algoritmos com distintas lógicas de funcionamento, capazes de lidar com interações não-lineares entre preditores e desfecho (HASTIE; TIBSHIRANI; FRIEDMAN, 2008; JAMES et al., 2013). Neste caso, a qualidade da predição é avaliada, por exemplo, pela acurácia preditiva, isto é, o percentual de predições corretas, feitas em um banco de dados diferente daquele utilizado para treinar o modelo.

Apesar de poderem utilizar o mesmo modelo (e.g., *logit*), a análise preditiva epidemiologia “clássica” e a de aprendizagem de máquina diferem por terem algoritmos de análise diferentes. Por exemplo, a modelagem preditiva de aprendizagem de máquina baseia-se na construção de um banco de teste e um banco de treinamento, e em avaliar capacidade preditiva do modelo no banco de teste. A abordagem clássica utiliza todos os dados em uma estimação única. Também, na abordagem de aprendizagem de máquina, identifica-se os melhores valores dos hiperparâmetros<sup>13</sup> do modelo com um processos de reamostragem, o que não é feito na análise epidemiológica clássica.

---

<sup>13</sup> Hiperparâmetro refere-se a um parâmetro de um algoritmo de aprendizado, não um parâmetro que será estimado pelo modelo. Ver Géron (2019).

A estratégia de predição nesta tese consistiu em utilizar como preditores as variáveis identificadas na revisão de literatura como possivelmente associadas à oferta de PICs, reduzindo assim a probabilidade de sobreajuste (*overfitting*)<sup>14</sup>. Como temos uma variável para guiar o modelo, utilizamos técnicas de aprendizado supervisionado, na qual existem preditores, resposta/desfecho, e modelos que relacionam ambos, tendo como objetivo prever respostas em observações futuras<sup>15</sup>. Foram comparados algoritmos comumente utilizados na literatura (ELANI et al., 2021) incluindo regressão logística (RL), redes neurais (RN) e três algoritmos baseados em árvores: *random forest* (RF)<sup>16</sup>, *extreme gradient boosting machine* (XGBOOST) e *light gradient boosting machine* (lightGBM)<sup>17</sup>. É importante comparar diversos algoritmos de predição pois não existe um modelo que possa ser considerado o melhor, sendo que a performance dos algoritmos depende do banco de dados e análise em questão (JAMES et al., 2013).

Propus três “esquemas de predição”. O primeiro utilizou apenas o banco de dados unificado referente ao 2º período de referência (2015), que inclui as variáveis do 2º Ciclo do PMAQ, do IBGE, do Ministério da Justiça e do Ministério da Saúde. O segundo esquema utilizou como banco de treinamento os dados unificados do 1º período de referência (2012) e como teste os dados do 2º período (2015). O terceiro esquema utilizou como banco de treinamento os dados do 2º período e como teste os dados do 3º período. Em todos os esquemas o banco unificado foi dividido em banco de treinamento/banco de teste na razão 75/25. A performance dos algoritmos foi verificada sempre no banco de teste.

Utilizou-se validação cruzada<sup>18</sup> *k-fold* para otimização de hiperparâmetros. No algoritmo de RL, otimizou-se o parâmetro de penalidade (*penalty*)<sup>19</sup>. No algoritmo de RF, otimizou-se o número de parâmetros que deve ser considerado para cada divisão das árvores

---

<sup>14</sup> Quando o modelo se ajusta muito bem aos dados de treinamento, mas mal a novas informações. Neste caso o modelo “segue os erros muito de perto”. Ver James e col. (2008).

<sup>15</sup> Para uma exposição didática sobre o uso de machine learning em epidemiologia ver Santos (2018).

<sup>16</sup> *Random forest* é um tipo de algoritmo que utiliza árvores de decisão com uma estratégia para tirar a correlação entre as árvores, o que leva a um resultado menos variável e, portanto, mais confiável. Ver James e col. (2013).

<sup>17</sup> *Boosting* também utiliza os resultados de predição baseados em árvores de decisão. Ao invés de criar múltiplas cópias do banco de treinamento com *bootstrap* (uma amostragem aleatória repetida), o método de *boosting* cresce as árvores sequencialmente, isto é, cada árvore utiliza informações das árvores anteriores. Ocorre um *boosting* porque converte-se um algoritmo fraco, isto é, um algoritmo que tem performance um pouco melhor do que aleatória em um com boa acurácia. Ver Freund e Schapire (1999) e James e col. (2013).

<sup>18</sup> Validação cruzada é um método de reamostragem no qual o banco de dados é dividido aleatoriamente em bancos de treinamento e teste (validação). O modelo é primeiro treinado nos bancos de treinamento, e então sua performance é avaliada no banco de teste. Ver James e col. (2013).

<sup>19</sup> *Penalty* é o parâmetro de penalidade do modelo, com base no número de variáveis. Ao penalizar (regularizar) o modelo, os coeficientes das variáveis com menor contribuição são achatados, tendendo a zero. O valor do parâmetro representa a força com que este procedimento é imposto ao modelo. Ver James e col. (2013).

(*mtry*) e o parâmetro de poda (*min\_n*)<sup>20</sup>. No algoritmo de lightGBM, otimizou-se o número de camadas da árvore (*tree\_depth*)<sup>21</sup>, *min\_n* e *mtry*. No algoritmo de XGBOOST otimizou-se a taxa de aprendizado (*learn\_rate*)<sup>22</sup>, *tree\_depth*, *min\_n* e *loss\_reduction*<sup>23</sup>. No modelo de RN otimizou-se o número de neurônios (*hidden\_units*) e *penalty*. A escolha dos parâmetros de otimização levou em conta a capacidade computacional disponível.

Para avaliar a performance dos modelos utilizou-se as métricas: área sob a curva ROC, acurácia<sup>24</sup>, sensibilidade<sup>25</sup>, especificidade<sup>26</sup>, valor preditivo positivo<sup>27</sup>, valor preditivo negativo<sup>28</sup> e o escore F1<sup>29</sup>. Curvas ROC permitem comparar diferentes modelos, uma vez que incluem todos os possíveis limiares (*thresholds*) de classificação (HASTIE; TIBSHIRANI; FRIEDMAN, 2008; JAMES et al., 2013).

## 4 RESULTADOS

### 4.1 DISTRIBUIÇÃO DA OFERTA DE PICS

---

<sup>20</sup> *min\_n* é o parâmetro de “poda” do modelo. Ele estabelece o número mínimo de amostras que devem estar presentes em cada nó-folha da árvore de decisão. Ver Hastie e col. (2008).

<sup>21</sup> O número de camadas que a árvore de decisão pode possuir. Ver Wade (2020).

<sup>22</sup> A taxa de aprendizado é a rapidez com que o modelo se adapta à mudança dos dados. Uma alta taxa de aprendizado implica que o modelo se ajusta rapidamente a novos dados, mas tenderá a esquecer os dados antigos. Ver Géron (2019).

<sup>23</sup> Mínima redução de perda necessária para criar uma partição no nó-folha da árvore.

<sup>24</sup> A proporção de previsões corretas em relação ao total de previsões feitas. A acurácia mede o grau em que as previsões do modelo se ajustam à realidade sendo modelada. Ver Sammut e Webb (2017).

<sup>25</sup> É a taxa de previsões verdadeiramente positivas. No caso, a proporção entre o número de previsões corretas de que a eSF oferta PICS, em relação ao total de previsões de que a eSF oferta PICS (isto inclui também aquelas previsões de oferta erradas).

<sup>26</sup> É a taxa de previsões verdadeiramente negativas.

<sup>27</sup> Também chamado de precisão. É a razão entre as previsões de oferta verdadeiras dividido pela soma entre as previsões de oferta verdadeiras e as previsões falsas de não-oferta.

<sup>28</sup> É a razão entre as previsões de não-oferta verdadeiras dividido pela soma entre as previsões de não-oferta verdadeiras e as previsões de não-oferta falsas.

<sup>29</sup> É a média harmônica entre precisão e a sensibilidade. Esta métrica varia entre a precisão e a sensibilidade, sendo mais próxima da menor entre elas. Ver Sammut e Webb (2017).

#### 4.1.1 DISTRIBUIÇÃO TEMPORAL DA OFERTA DE PICS

De acordo com os dados da avaliação externa do 1º Ciclo do PMAQ (ano de referência 2012), 19% (3.209) das eSF ofertaram PICS (Tabela 3). No segundo ciclo (ano de referência 2015), o percentual de eSF ofertando PICS não se alterou, ficando também em 19% (5.666). Vale notar que entre os dois ciclos o número de eSF participantes do PMAQ quase dobrou, passando de 17.202, em 2012, para 30.528, em 2015. Do segundo para o terceiro ciclo (ano de referência 2018) observou-se um aumento de 58% na oferta de PICS pelas eSF na atenção primária brasileira, passando de 19% (5.666) para 30% (11.758).

Os dados coletados no PMAQ não permitem traçar a evolução da oferta específica de PICS na atenção primária brasileira em sua totalidade, uma vez que nenhuma prática foi avaliada nos três ciclos do programa. Algumas práticas foram avaliadas em apenas em um ciclo, como a homeopatia no 1º Ciclo, a medicina antroposófica, Termalismo/crenoterapia, acupuntura, práticas mente-corpo e plantas medicinais, no 2º Ciclo; e a osteopatia e quiropraxia, avaliadas apenas no 3º Ciclo.

Em relação à oferta específica de PICS, observamos uma oferta de homeopatia por 2,6% das eSF no 1º Ciclo. No 2º Ciclo, as PICS que tiveram maior oferta pelas eSF foram plantas medicinais (6,1%), terapia comunitária (5,5%) e acupuntura (5,2%). No 3º Ciclo, as maiores ofertas foram observadas para auriculoterapia (16%), terapia comunitária (9,0%) e shantala (8,8%).

Para homeopatia, que é a única prática que permite comparação entre 2012 e 2015, houve aumento de 2,6% (443) para 4,0% (1.224) das eSF<sup>30</sup>, um crescimento de 53,8%. Entre o 2º e o 3º ciclos podemos analisar um conjunto maior de práticas. Também houve aumento do número de eSF ofertando shantala (3,5 vezes), talassoterapia (4 vezes), terapia rio aberto (2,5 vezes), do-in/shiatsu/massoterapia/reflexologia (DSMR) (3,3 vezes), musicoterapia (3,5 vezes), terapia com florais (3,2 vezes), terapia comunitária (1,6 vezes), dança circular (2,3 vezes); biodança (3,18 vezes); arteterapia (1,5 vezes); terapia com argila (2,25 vezes); reiki (4 vezes); naturologia (5,7 vezes), yoga (2,5 vezes); auriculoterapia (5,3 vezes) e ayurveda (4 vezes).

---

<sup>30</sup> Daqui em diante, todos aumentos foram estatisticamente significantes com  $p < 0,001$ .

**Tabela 3** - Distribuição temporal da oferta de PICs pelas eSF nos três ciclos do PMAQ.

	N	2012, N = 17,202	2015, N = 30,523	2018, N = 38,865	p-value
<b>Oferece PIC</b>	86,590				<0.001
Nao		13,993 (81%)	24,857 (81%)	27,107 (70%)	
Sim		3,209 (19%)	5,666 (19%)	11,758 (30%)	
Ausências		0	0	0	
<b>Med. Antroposófica</b>	30,523				
Nao		--	30,281 (99%)	--	
Sim		--	242 (0.8%)	--	
Ausências		17,202	0	38,865	
<b>Ayurveda</b>	69,388				<0.001
Nao		--	30,497 (100%)	38,716 (100%)	
Sim		--	26 (<0.1%)	149 (0.4%)	
Ausências		17,202	0	0	
<b>Termalismo/Crenoterapia</b>	30,523				
Nao		--	30,452 (100%)	--	
Sim		--	71 (0.2%)	--	
Ausências		17,202	0	38,865	
<b>Acupuntura</b>	30,523				
Nao		--	28,940 (95%)	--	
Sim		--	1,583 (5.2%)	--	
Ausências		17,202	0	38,865	
<b>Auriculoterapia</b>	69,388				<0.001
Nao		--	29,615 (97%)	32,817 (84%)	
Sim		--	908 (3.0%)	6,048 (16%)	
Ausências		17,202	0	0	
<b>Práticas Mente-Corpo</b>	30,523				
Nao		--	28,456 (93%)	--	
Sim		--	2,067 (6.8%)	--	
Ausências		17,202	0	38,865	
<b>Yoga</b>	69,388				<0.001
Nao		--	30,135 (99%)	37,636 (97%)	
Sim		--	388 (1.3%)	1,229 (3.2%)	
Ausências		17,202	0	0	
<b>Plantas Medicinais</b>	30,523				
Nao		--	28,669 (94%)	--	
Sim		--	1,854 (6.1%)	--	
Ausências		17,202	0	38,865	
<b>Homeopatia</b>	47,725				<0.001
Nao		16,759 (97%)	29,299 (96%)	--	
Sim		443 (2.6%)	1,224 (4.0%)	--	
Ausências		0	0	38,865	
<b>Naturopatia</b>	69,388				<0.001
Nao		--	30,430 (100%)	38,217 (98%)	
Sim		--	93 (0.3%)	648 (1.7%)	
Ausências		17,202	0	0	
<b>Osteopatia</b>	38,865				
Nao		--	--	38,621 (99%)	
Sim		--	--	244 (0.6%)	

continua

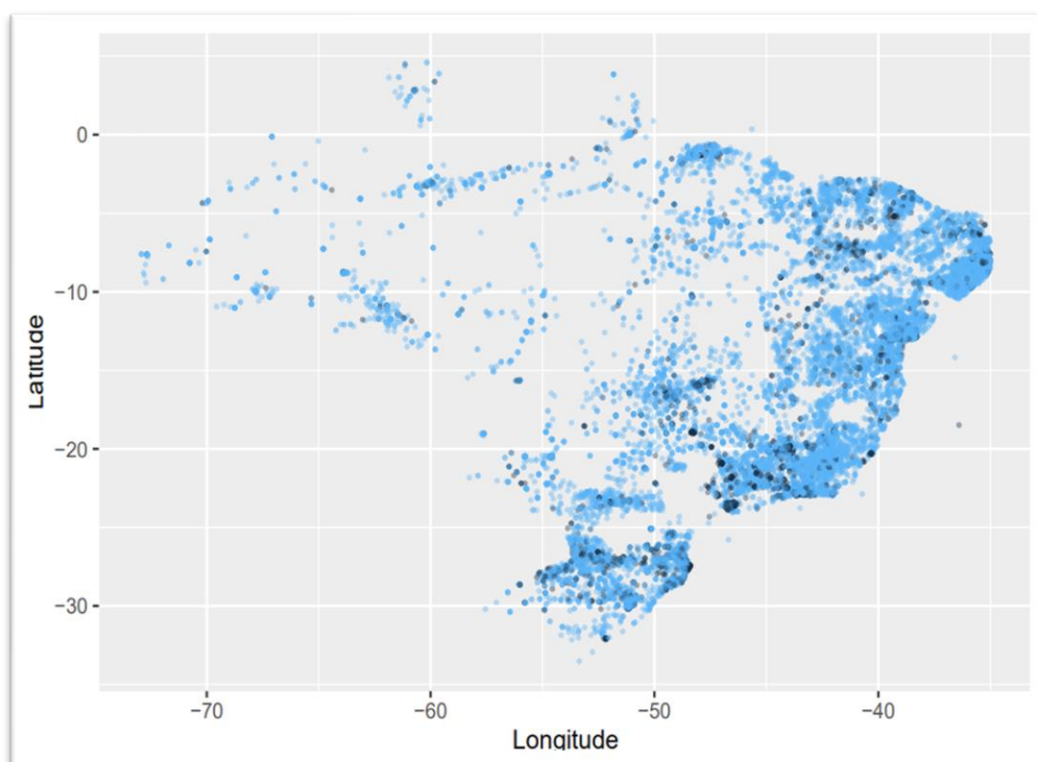
	<b>N</b>	<b>2012, N = 17,202</b>	<b>2015, N = 30,523</b>	<b>2018, N = 38,865</b>	<b>p-value</b>
Ausências		17,202	30,523	0	
<b>Quiropraxia</b>	38,865				
Nao		--	--	38,582 (99%)	
Sim		--	--	283 (0.7%)	
Ausências		17,202	30,523	0	
<b>Reiki</b>	69,388				<0.001
Nao		--	30,347 (99%)	37,920 (98%)	
Sim		--	176 (0.6%)	945 (2.4%)	
Ausências		17,202	0	0	
<b>Terapia com argila</b>	69,388				<0.001
Nao		--	30,415 (100%)	38,523 (99%)	
Sim		--	108 (0.4%)	342 (0.9%)	
Ausências		17,202	0	0	
<b>Arteterapia</b>	69,388				<0.001
Nao		--	29,615 (97%)	37,139 (96%)	
Sim		--	908 (3.0%)	1,726 (4.4%)	
Ausências		17,202	0	0	
<b>Biodança</b>	69,388				<0.001
Nao		--	30,196 (99%)	37,516 (97%)	
Sim		--	327 (1.1%)	1,349 (3.5%)	
Ausências		17,202	0	0	
<b>Dança Circular</b>	69,388				<0.001
Nao		--	29,817 (98%)	36,766 (95%)	
Sim		--	706 (2.3%)	2,099 (5.4%)	
Ausências		17,202	0	0	
<b>Terapia Comunitária</b>	69,388				<0.001
Nao		--	28,845 (95%)	35,353 (91%)	
Sim		--	1,678 (5.5%)	3,512 (9.0%)	
Ausências		17,202	0	0	
<b>Terapia com Florais</b>	69,388				<0.001
Nao		--	30,263 (99%)	37,720 (97%)	
Sim		--	260 (0.9%)	1,145 (2.9%)	
Ausências		17,202	0	0	
<b>Musicoterapia</b>	69,388				<0.001
Nao		--	29,949 (98%)	36,258 (93%)	
Sim		--	574 (1.9%)	2,607 (6.7%)	
Ausências		17,202	0	0	
<b>Do-in/Shi../Mass../Refl..</b>	69,388				<0.001
Nao		--	30,221 (99%)	37,597 (97%)	
Sim		--	302 (1.0%)	1,268 (3.3%)	
Ausências		17,202	0	0	
<b>Terapia Rio Aberto</b>	69,388				<0.001
Nao		--	30,465 (100%)	38,668 (99%)	
Sim		--	58 (0.2%)	197 (0.5%)	
Ausências		17,202	0	0	
<b>Talassoterapia</b>	69,388				<0.001
Nao		--	30,508 (100%)	38,691 (100%)	
Sim		--	15 (<0.1%)	174 (0.4%)	
Ausências		17,202	0	0	
<b>Shantala</b>	69,388				<0.001
Nao		--	29,759 (97%)	35,434 (91%)	
Sim		--	764 (2.5%)	3,431 (8.8%)	
Ausências		17,202	0	0	
<b>Outras PIC</b>	30,523				
Nao		--	27,810 (91%)	--	
Sim		--	2,713 (8.9%)	--	
Ausências		17,202	0	38,865	

<sup>1</sup> n (%)

<sup>2</sup> Pearson's Chi-squared test

#### 4.1.2 DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DA OFERTA DE PICs

Os dados do 2º Ciclo do PMAQ nos permitem visualizar a descrição espacial da oferta de PICs em 2015 (Figura 4). Em termos absolutos, observamos que a oferta de PICs está mais concentrada nas regiões Sul, Sudeste e Nordeste. O Norte é a região com menor concentração de oferta.



**Figura 4** - Distribuição espacial da oferta de PICs.

Escala de cores em tons de azul. Quanto mais escuro, maior a concentração.

A Tabela 4 apresenta a distribuição da oferta geral de PICs nos três ciclos do PMAQ em relação às macrorregiões brasileiras. Observamos em todos os três ciclos que a oferta de PICs, medida pelo número de eSF ofertando PIC, foi maior nas regiões Sudeste e Nordeste, e menor nas regiões Norte e Centro-Oeste. Observamos, ao longo dos três períodos, um aumento do número de eSF ofertando PICs em todas as regiões, com exceção da região Norte, entre 2012 e 2015.

**Tabela 4** - Distribuição da oferta de PICs no tempo e entre macrorregiões.

	2012			2015			2018		
	Nao, N = 13,993	Sim, N = 3,209	p-value	Nao, N = 24,857	Sim, N = 5,666	p-value	Nao, N = 27,107	Sim, N = 11,758	p-value
<b>Regiao</b>			<0.001			<0.001			<0.001
Centro-Oeste	857 (77%)	252 (23%)		2,012 (88%)	270 (12%)		2,072 (78%)	597 (22%)	
Nordeste	4,906 (88%)	653 (12%)		9,973 (90%)	1,118 (10%)		10,403 (72%)	4,086 (28%)	
Norte	899 (86%)	146 (14%)		2,084 (93%)	146 (6.5%)		2,771 (87%)	428 (13%)	
Sudeste	4,908 (75%)	1,662 (25%)		7,090 (68%)	3,265 (32%)		7,910 (62%)	4,944 (38%)	
Sul	2,423 (83%)	496 (17%)		3,698 (81%)	867 (19%)		3,951 (70%)	1,703 (30%)	

<sup>1</sup> n (%)

<sup>2</sup> Pearson's Chi-squared test



### 4.1.3 DISTRIBUIÇÃO DA OFERTA DE PICS EM RELAÇÃO À FORMAÇÃO DO SECRETÁRIO MUNICIPAL DE SAÚDE

Com base nos dados apensados (*pooled*) dos três ciclos do PMAQ, nota-se que 38,8% das eSF situavam-se em municípios cujos secretários da saúde (gestores) eram formados em alguma área da saúde, incluindo enfermagem, medicina, odontologia, psicologia ou nutrição. Em relação à oferta geral de PICs, não observamos diferença significativa comparando-se municípios com e sem gestores formados em alguma profissão da saúde ( $p > 0,05$ ) (Tabela 5). Analisando a oferta específica de cada uma das práticas, observamos que medicina antroposófica, acupuntura, práticas mente-corpo da medicina tradicional chinesa (lian-gong, qi-gong e tai-shi-shuan), homeopatia, naturologia, dança circular, musicoterapia, shantala e a categoria *outras PICs*, tiveram proporcionalmente maior oferta quando os gestores não tinham formação na área da saúde ( $p < 0,05$ ). Por outro lado, termalismo/crenoterapia, auriculoterapia, reiki, arteterapia, terapia com florais, DSMR e terapia rio aberto, foram mais prevalentes quando o secretário era da área da saúde ( $p < 0,05$ ). Por fim, não observamos diferença estatisticamente significativa na oferta de PICs por eSF quando o gestor era ou não da saúde para ayurveda, yoga, osteopatia, quiropraxia, terapia com argila e terapia comunitária.

**Tabela 5** - Comparação da oferta de PICs em relação à formação do gestor de saúde.

	<b>N</b>	<b>Gestor não é da saúde, N = 48,170</b>	<b>Gestor é da saúde, N = 30,502</b>	<b>p-value</b>
<b>Oferece PIC</b>	78,672			0.2
Nao		36,381 (76%)	22,905 (75%)	
Sim		11,789 (24%)	7,597 (25%)	
Ausências		0	0	
<b>Med. Antroposófica</b>	26,708			<0.001
Nao		12,725 (98%)	13,753 (100%)	
Sim		205 (1.6%)	25 (0.2%)	
Ausências		35,240	16,724	
<b>Ayurveda</b>	61,473			0.6
Nao		37,711 (100%)	23,592 (100%)	
Sim		101 (0.3%)	69 (0.3%)	
Ausências		10,358	6,841	
<b>Termalismo/Crenoterapia</b>	26,708			0.004
Nao		12,912 (100%)	13,736 (100%)	
Sim		18 (0.1%)	42 (0.3%)	
Ausências		35,240	16,724	
<b>Acupuntura</b>	26,708			<0.001
Nao		12,033 (93%)	13,182 (96%)	
Sim		897 (6.9%)	596 (4.3%)	
Ausências		35,240	16,724	
<b>Auriculoterapia</b>	61,473			<0.001
Nao		34,154 (90%)	20,759 (88%)	
Sim		3,658 (9.7%)	2,902 (12%)	
Ausências		10,358	6,841	
<b>Práticas Mente-Corpo</b>	26,708			<0.001
Nao		11,440 (88%)	13,235 (96%)	
Sim		1,490 (12%)	543 (3.9%)	
Ausências		35,240	16,724	
<b>Yoga</b>	61,473			0.6
Nao		36,885 (98%)	23,064 (97%)	
Sim		927 (2.5%)	597 (2.5%)	
Ausências		10,358	6,841	
<b>Plantas Medicinais</b>	26,708			0.4
Nao		12,129 (94%)	12,893 (94%)	
Sim		801 (6.2%)	885 (6.4%)	
Ausências		35,240	16,724	
<b>Homeopatia</b>	43,907			<0.001
Nao		22,351 (96%)	19,933 (97%)	
Sim		937 (4.0%)	686 (3.3%)	
Ausências		24,882	9,883	
<b>Naturelegia</b>	61,473			<0.001
Nao		37,361 (99%)	23,448 (99%)	
Sim		451 (1.2%)	213 (0.9%)	
Ausências		10,358	6,841	
<b>Osteopatia</b>	34,765			>0.9
Nao		24,716 (99%)	9,816 (99%)	
Sim		166 (0.7%)	67 (0.7%)	
Ausências		23,288	20,619	
<b>Quiropraxia</b>	34,765			0.9
Nao		24,699 (99%)	9,809 (99%)	
Sim		183 (0.7%)	74 (0.7%)	
Ausências		23,288	20,619	
<b>Reiki</b>	61,473			<0.001
Nao		37,289 (99%)	23,123 (98%)	
Sim		523 (1.4%)	538 (2.3%)	
Ausências		10,358	6,841	
<b>Terapia com argila</b>	61,473			0.4
Nao		37,552 (99%)	23,511 (99%)	

continua

	<b>N</b>	<b>Gestor não é da saúde, N = 48,170</b>	<b>Gestor é da saúde, N = 30,502</b>	<b>p-value</b>
Sim		260 (0.7%)	150 (0.6%)	
Ausências		10,358	6,841	
<b>Arteterapia</b>	61,473			0.010
Nao		36,328 (96%)	22,632 (96%)	
Sim		1,484 (3.9%)	1,029 (4.3%)	
Ausências		10,358	6,841	
<b>Biodança</b>	61,473			0.047
Nao		36,806 (97%)	23,093 (98%)	
Sim		1,006 (2.7%)	568 (2.4%)	
Ausências		10,358	6,841	
<b>Dança Circular</b>	61,473			<0.001
Nao		35,909 (95%)	22,917 (97%)	
Sim		1,903 (5.0%)	744 (3.1%)	
Ausências		10,358	6,841	
<b>Terapia Comunitária</b>	61,473			0.5
Nao		34,785 (92%)	21,806 (92%)	
Sim		3,027 (8.0%)	1,855 (7.8%)	
Ausências		10,358	6,841	
<b>Terapia com Florais</b>	61,473			<0.001
Nao		37,110 (98%)	23,051 (97%)	
Sim		702 (1.9%)	610 (2.6%)	
Ausências		10,358	6,841	
<b>Musicoterapia</b>	61,473			<0.001
Nao		35,857 (95%)	22,718 (96%)	
Sim		1,955 (5.2%)	943 (4.0%)	
Ausências		10,358	6,841	
<b>Do-in/Shi.../Mass.../Refl..</b>	61,473			<0.001
Nao		37,081 (98%)	22,921 (97%)	
Sim		731 (1.9%)	740 (3.1%)	
Ausências		10,358	6,841	
<b>Terapia Rio Aberto</b>	61,473			<0.001
Nao		37,694 (100%)	23,533 (99%)	
Sim		118 (0.3%)	128 (0.5%)	
Ausências		10,358	6,841	
<b>Talassoterapia</b>	61,473			0.2
Nao		37,691 (100%)	23,599 (100%)	
Sim		121 (0.3%)	62 (0.3%)	
Ausências		10,358	6,841	
<b>Shantala</b>	61,473			<0.001
Nao		35,224 (93%)	22,314 (94%)	
Sim		2,588 (6.8%)	1,347 (5.7%)	
Ausências		10,358	6,841	
<b>Outras PIC</b>	26,708			<0.001
Nao		11,560 (89%)	12,611 (92%)	
Sim		1,370 (11%)	1,167 (8.5%)	
Ausências		35,240	16,724	

<sup>1</sup> n (%)

<sup>2</sup> Pearson's Chi-squared test

## 4.2 FATORES ASSOCIADOS À OFERTA DE PICs

### 4.2.1 ANÁLISE DE REGRESSÃO SIMPLES

As Figura 5 a 8 apresentam as características municipais associadas à oferta de PICs por meio de um gráfico *dotwisiker* (“ponto-bigode”). Estes gráficos descrevem, no eixo horizontal, a magnitude (o ponto) da associação entre características e a oferta de PICs pelas eSF. Esta associação foi medida em *odds ratio* no caso de variáveis dicotômicas e *log odds*, no caso de variáveis contínuas. Os gráficos permitem observar o valor aproximado da associação e os intervalos de confiança 95% das estimativas (os bigodes). Os gráficos também permitem avaliar o comportamento temporal das associações e intervalos de confiança para cada característica<sup>31</sup>. Em 2012, 2015 e 2018 foram analisadas 17.202, 30.523 e 38.865 eSF, respectivamente. As associações para o ano de 2012 são apresentadas em azul, para 2015 em verde e para 2018 em vermelho.

A Figura 5 apresenta a associação entre características municipais e oferta de PICs. A maioria das estimativas apresentaram intervalos de confiança estreitos, o que é esperado, devido ao elevado tamanho amostral. Observamos que o porte do município está diretamente relacionado ( $p < 0,05$  daqui em diante) à oferta de PICs. Metrôpoles, isto é, municípios com mais de 900.000 habitantes, tiveram maior probabilidade de oferta PICs do que municípios com porte menor. Por exemplo, considerando os dados de 2012 (em azul), eSF situadas em metrôpoles tiveram uma chance aproximadamente<sup>32</sup> 6 vezes maior de ofertar PICs do que eSF situadas em municípios de pequeno porte I, que possuem menos de 20.000 habitantes. No mesmo ano, eSF situadas em Municípios de grande porte (entre 100.001 e 900.000 habitantes), tiveram 2,6 vezes mais chances de ofertar PICs do que eSF situadas em municípios de pequeno porte I (até 20.000 habitantes). Este efeito foi bem menor quando se comparou eSF situadas em municípios de médio porte ou pequeno porte II. Nesta última comparação praticamente não houve diferença<sup>33</sup>.

---

<sup>31</sup> Sem critério inferencial, pois não são apresentados testes de hipóteses entre períodos.

<sup>32</sup> Apresentamos todas as *odds* como valores aproximados, obtidos visualizando diretamente o gráfico.

<sup>33</sup> Como não há como testar estatisticamente a diferença de magnitude entre associações, devemos ter ressalvas ao indicar pequenas diferenças como diferenças verdadeiras.

Observamos que, para metrópoles e municípios de grande porte, houve uma redução da magnitude da associação entre o 2<sup>a</sup> e 3<sup>o</sup> ciclos do PMAQ. Para metrópoles, a associação passou de pouco mais de 12 (doze) vezes, em 2015, para cerca de 4 (quatro) vezes em 2018. Para municípios de grande porte a redução foi menor. Passou de pouco mais de 3 (três) vezes para 2 (duas) vezes.

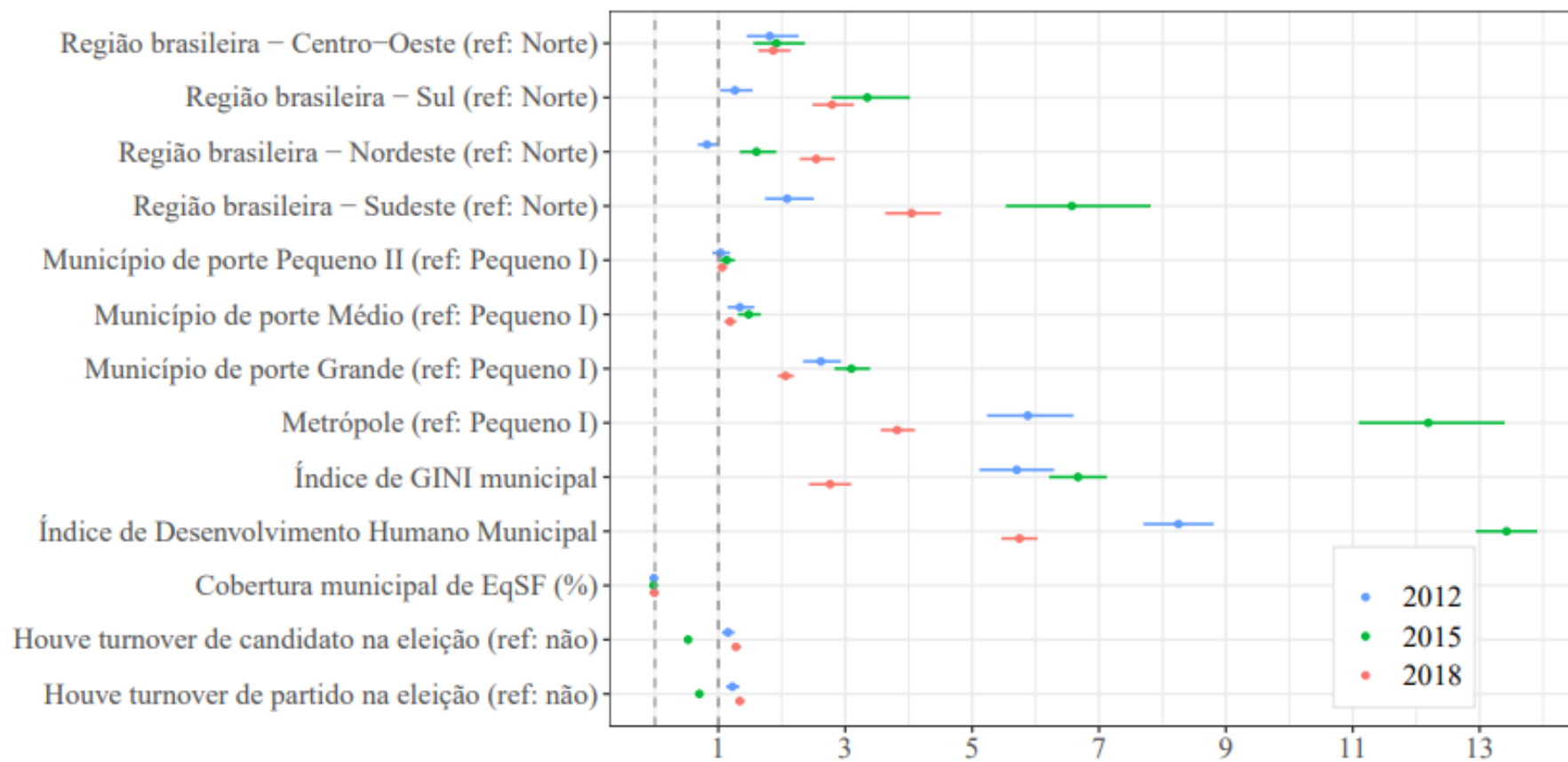
O IDHM mostrou-se positivamente associado à oferta de PICs pelas eSF. Em 2015, a elevação de uma unidade no IDHM do município esteve associada a uma mudança no *log odds* da oferta de PICs de 13,5. Este valor passou para 5,5 em 2018. O índice de Gini municipal também se mostrou positivamente associado à oferta de PICs, e a magnitude desta associação também diminuiu entre 2015 e 2018. Não observamos associação significativa entre o percentual de cobertura da população municipal por eSF e a oferta de PICs.

Na Figura 5 também observamos a redução da importância da região Sudeste na oferta de PIC, observada na seção anterior. Em 2015, eSF situadas no Sudeste tiveram 6,5 vezes mais chances de ofertar PICs do que eSF situadas no Norte. Entretanto, a magnitude desta associação diminuiu para 4 vezes em 2018. Por outro lado, eSF situadas no Nordeste tiveram 1,5 vezes mais chances de ofertar PICs em 2015 e, em 2018, 2,5 vezes. Entre 2015 e 2018 a região Sul apresentou aparente diminuição da sua importância em relação à região Norte, mas os intervalos de confiança se sobrepõem. O mesmo ocorreu na região Centro-Oeste.

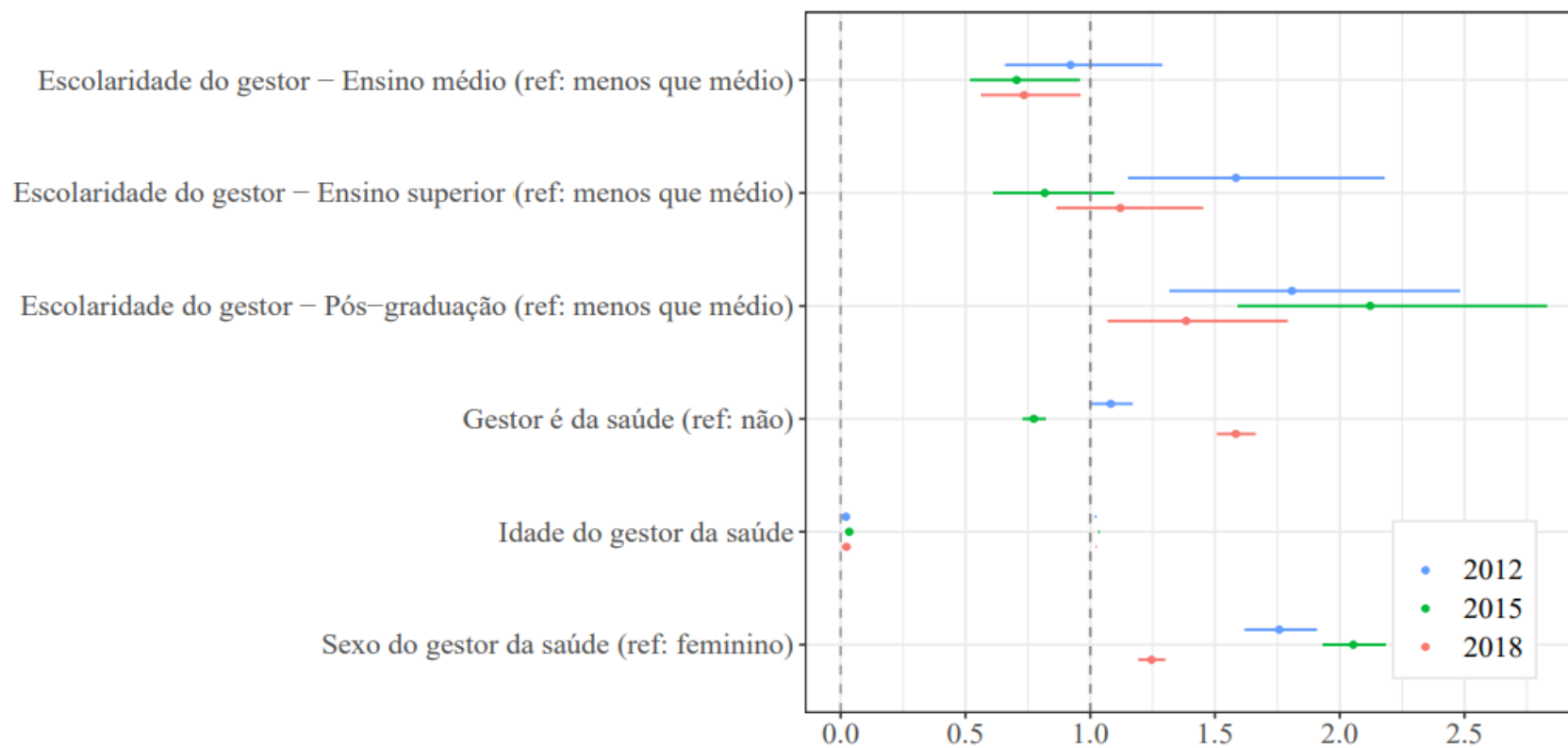
Em relação às características políticas, observamos que a existência de *turnover* de prefeito/partido estiveram positivamente associada à oferta de PICs pelas eSF em 2012 e 2018, mas com baixa magnitude (*odds ratio* de 1,1 em 2012 e 1,2 em 2018). Em 2015, observou-se uma associação inversa. Por exemplo, eSF situadas em municípios onde houve *turnover* de prefeito tiveram uma chance 50% maior de ofertar PICs do que eSF situadas em municípios que não tiveram *turnover* de prefeito. *Turnover* de partido teve comportamento semelhante.

Das características dos secretários de saúde municipal (gestores da saúde) (Figura 6), observamos que, em 2012, eSF situadas em municípios cujos gestores da saúde eram homens, tiveram 50% mais chance de ofertar PICs do que eSF situadas em municípios cujos gestores da saúde eram mulheres. Esta associação foi maior em 2015 (2,1 vezes) e menor em 2018 (1,2 vezes). Não observamos associação significativa entre a idade do gestor da saúde e a oferta de PICs. A associação entre o gestor ser da saúde e a oferta de PICs não foi significativa em 2012. Em 2015 apresentou uma relação inversa, isto é, o gestor ser da saúde esteve negativamente associado à oferta de PICs (25% menos chances de ofertar) e, em 2018, um efeito direto (53% mais chances de ofertar).

**Figura 5** - Associação entre características municipais e a oferta de PICs, considerando os três ciclos do PMAQ.



**Figura 6** - Associação entre características do gestor municipal de saúde e a oferta de PICs considerando os três ciclos do PMAQ.



Em 2012, eSF situadas em municípios cujos gestores da saúde tinham formação de pós-graduação apresentaram uma chance 1,8 maior de oferta PICs comparando-se com eSF situadas em municípios cujos gestores da saúde tinham formação menor que o nível médio. Em 2015 essa associação foi ainda maior (2,1 vezes) e em 2018 houve redução (1,3 vezes). Comparando-se gestores com ensino superior e menos que ensino médio, observamos associação apenas em 2012. Por sua vez, em 2015 e 2018 municípios cujos gestores da saúde tinham formação até o ensino médio tiveram menos chance de ofertar PICs, se comparados com municípios em que os gestores da saúde tinham menos que o ensino médio.

Considerando as variáveis referentes às UBS (Figura 7), notamos que o número de agentes comunitários, variável disponível em 2012 e 2015, foi a única característica que não se mostrou associada à oferta de PICs. eSF alocadas em UBS com disponibilidade de carro apresentaram chance menor (20%) de ofertar PICs do que eSF alocadas em UBS sem disponibilidade de carro. eSF com disponibilidade de internet tiveram maior chance de ofertar PICs, mas observamos uma diminuição da magnitude desta associação entre 2015 (3,5 vezes maior) e 2018 (2,2 vezes maior).

Em relação às características das eSF, descritas na Figura 8, observamos que aquelas que receberam ações de educação permanente tiveram 2,5 mais chances de ofertar PICs em 2012. Em 2015 esta estimativa foi de 4,5 vezes maior, e em 2018, 12,6 vezes maior. Observamos uma diminuição na precisão da estimativa da associação ao longo dos ciclos do PMAQ, isto é, o intervalo de confiança 95% tornou-se maior ao longo dos ciclos. Entretanto, deve-se ponderar que a pergunta feita em 2018 foi diferente das realizadas nos anos anteriores. Em 2018 ela passa a se referir somente aos últimos 12 meses, o que dificulta a comparação.

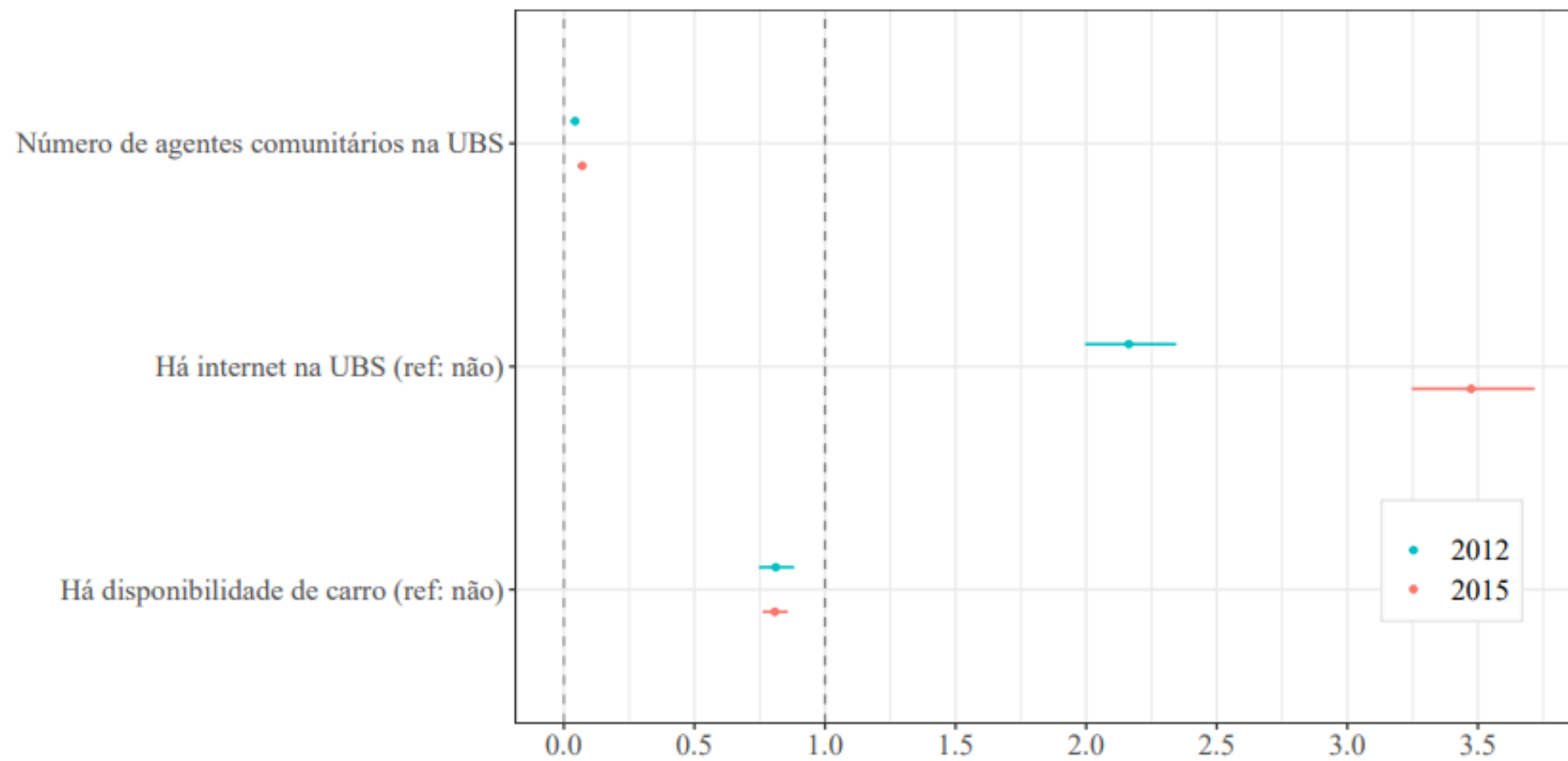
Em 2012, eSF que afirmaram realizar planejamento das suas ações tiveram 2,3 vezes mais chances de oferta PICs. Esta associação diminuiu para 1,1 em 2015 e aumentou para 6,2 em 2018. eSF que afirmaram realizar monitoramento epidemiológico das condições de saúde do território em 2012 tiveram 2,3 vezes mais chances de oferta PIC, em 2015 esta associação passou para 3, e em 2018 para pouco mais do que 4. A associação em relação ao apoio da gestão também cresceu ao longo dos ciclos do PMAQ. eSF que receberam apoio da gestão tiveram 1,2 vezes mais chances de ofertar PICs em 2012, 1,6 vezes mais em 2015 e 2,7 vezes mais em 2018. eSF que tiveram apoio do Nasf tiveram entre 2 e 3 vezes mais chances de oferta PICs do que as que não tiveram apoio. eSF que tiveram apoio do PAS também tiveram mais chance de ofertar PICs. Em 2015 e em 2018 os resultados foram semelhantes, aproximadamente 2 vezes mais chances de ofertar PICs. Esta variável não integrou a avaliação externa do PMAQ em 2012.



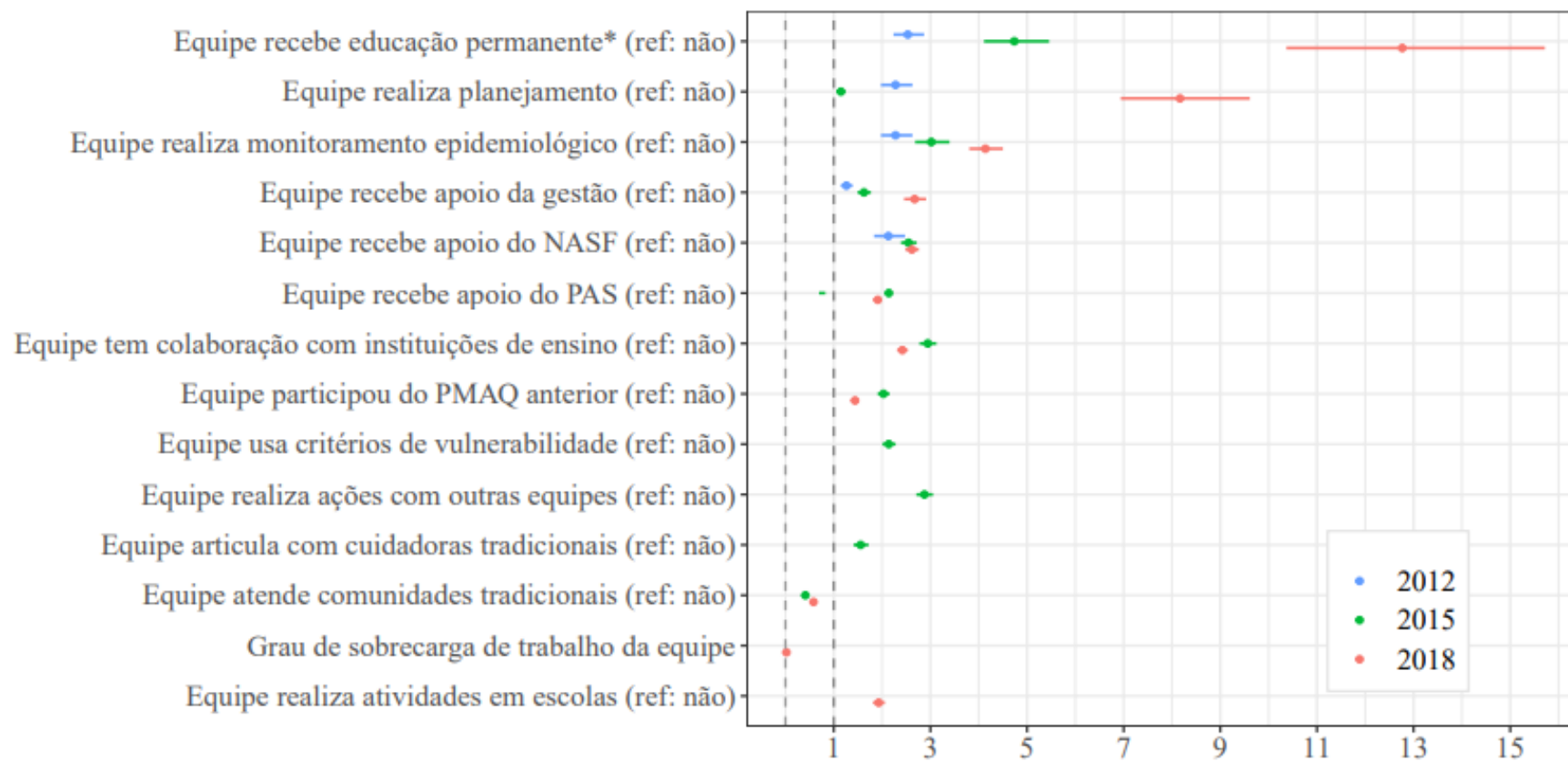
Em 2015, eSF que participaram do PMAQ anterior tiveram 2 vezes mais chance de ofertar PICs do que as que não participaram. Em 2018, esta associação reduziu para 1,5. Tanto em 2015 quanto 2018 observou-se uma associação inversa entre atender comunidades tradicionais e ofertar PICs. Nos dois períodos, eSF que atenderam comunidades tradicionais tiveram cerca de 50% menos chances de ofertar PICs.

Algumas características foram analisadas apenas em 2015. Por exemplo, eSF que afirmaram utilizar critérios de vulnerabilidade para a definição das ações apresentaram cerca de 2 vezes mais chances de ofertar PICs. eSF que realizam ações com outras equipes tiveram quase três vezes mais chances de ofertar PIC, enquanto eSF que articularam ações com cuidadoras tradicionais tiveram 1,5 vezes mais chances de ofertar PICs.

**Figura 7 -** Associação entre características da UBS e a oferta de PICs considerando os três ciclos do PMAQ.



**Figura 8** - Associação entre características das eSF e a oferta de PICs considerando os três ciclos do PMAQ.<sup>34</sup>



<sup>34</sup> \* No PMAQ 3, refere-se aos últimos 12 meses apenas.

## 4.2.2 ANÁLISE DE REGRESSÃO MÚLTIPLA

A Tabela 6 descreve as características municipais, de UBS e das eSF associadas à oferta de PICs, utilizando-se o modelo de regressão múltipla. Observamos que no 2º e 3º períodos de análise (2015 e 2018) a oferta de PICs foi significativamente maior ( $p < 0,01$ ) nas regiões Sudeste e Nordeste, enquanto em 2012 não se observou diferença significativa entre as macrorregiões do país. Em todos os períodos de análise observou-se que o porte do município esteve diretamente relacionado ( $p < 0,01$ ) à oferta de PICs pelas eSF, privilegiando municípios de grande porte e metrópoles. Por exemplo, no 2º ciclo do PMAQ, eSF situadas em metrópoles (mais de 900mil hab.) tiveram mais chances (OR 4,55; 95% IC 2,41-8,60) de ofertar PICs do que eSF situadas em municípios de pequeno porte (menos de 20mil hab.) mantendo-se as demais variáveis constantes. Em 2012 ( $p < 0,01$ ) e 2015 ( $p < 0,01$ ) observamos uma relação direta entre o índice de desenvolvimento humano municipal (IDHM) e a oferta de PICs pelas eSF. Embora o índice de Gini tenha apresentado significância ( $p < 0,1$ ) nos modelos apenas com variáveis municipais nos 1º e 2º ciclos do PMAQ, esta variável perdeu significância após a inclusão das variáveis de equipe.

A única característica do gestor que esteve associada à oferta de PICs foi a formação. Em 2012, eSF situadas em municípios cujos gestores eram odontólogos ( $p < 0,1$ ), psicólogos ( $p < 0,05$ ) e economistas ( $p < 0,05$ ), tiveram mais chances de ofertar PICs do que eSF situadas em municípios cujos gestores eram médicos. Em 2015, observou-se significância para administradores ( $p < 0,05$ ), pedagogos ( $p < 0,05$ ), odontólogos ( $p < 0,05$ ) e economistas ( $p < 0,05$ ). A variável formação do gestor não teve significância estatística ( $p < 0,1$ ) em 2018.

A troca de prefeitos nas eleições municipais de 2016 mostrou-se associada à oferta de PICs. Em 2018, esta variável perdeu significância quando incorporou-se ao modelo as variáveis de equipe. A existência de internet na UBS esteve associada à oferta de PICs nos anos de 2012 ( $p < 0,05$ ) e 2015 ( $p < 0,01$ ). Em 2012, eSF situadas em UBS com disponibilidade de carro tiveram mais chances de ofertar PICs ( $p < 0,01$ ) do que aquelas eSF situadas em UBS sem carro à sua disposição.

Em 2012, eSF que recebiam ações de educação permanente ( $p < 0,01$ ), que realizavam planejamento ( $p < 0,01$ ), monitoramento da condição de saúde do território ( $p < 0,01$ ), que recebiam apoio da gestão ( $p < 0,05$ ) e que recebiam apoio do Nasf ( $p < 0,01$ ), tiveram mais chances de ofertar PICs. Em 2015, eSF que recebiam ações de educação permanente ( $p < 0,01$ ),

que realizavam monitoramento ( $p<0,01$ ), que recebiam apoio da gestão ( $p<0,05$ ), no Nasf ( $p<0,01$ ), do PAS ( $p<0,05$ ), que estavam em contato com instituições de ensino ( $p<0,01$ ), que utilizavam critérios de vulnerabilidade para organizar suas ações ( $p<0,01$ ) e que realizavam atividades em escolas ( $p<0,01$ ) tiveram mais chances de ofertar PICs. Em 2018 observamos uma relação direta entre a oferta de PICs e recebimento de ações de educação permanente ( $p<0,05$ ), realização de planejamento ( $p<0,01$ ), monitoramento ( $p<0,01$ ), recebimento de apoio da gestão ( $p<0,01$ ), do Nasf ( $p<0,01$ ), do PAS ( $p<0,01$ ), em relação ao contato com ensino ( $p<0,01$ ) e atividade em escolas ( $p<0,01$ ). Tanto em 2015 ( $p<0,01$ ) quanto 2018 ( $p<0,01$ ), eSF que participaram do PMAQ anterior tiveram mais chances de ofertar PICs.

**Tabela 6** – Fatores associados à oferta de PICs: resultados da regressão múltipla.

	1º PMAQ			2º PMAQ			3º PMAQ		
<b>Características Municipais</b>									
Macrorregião	#								
Norte				1.00			1.00		
Nordeste				1.60 <sup>c</sup> (0.92 2.79)			2.72 <sup>a</sup> (2.04 3.63)		
Centro-Oeste				1.51 (0.79 2.89)			1.17 (0.80 1.71)		
Sudeste				2.80 <sup>a</sup> (1.57 5.01)			2.52 <sup>a</sup> (1.81 3.51)		
Sul				1.57 (0.81 3.03)			1.95 <sup>a</sup> (1.37 2.78)		
Porte Municipal									
Pequeno I	1.00			1.00			1.00		
Pequeno II	0.97 (0.73 1.29)			0.97 (0.78 1.21)			0.88 <sup>c</sup> (0.77 1.01)		
Médio	0.99 (0.70 1.41)			0.98 (0.71 1.37)			0.83 <sup>c</sup> (0.67 1.03)		
Grande	1.83 <sup>a</sup> (1.18 2.84)			1.82 <sup>a</sup> (1.32 2.50)			1.32 <sup>a</sup> (1.07 1.63)		
Metrópole	2.33 <sup>a</sup> (1.23 4.43)			4.55 <sup>a</sup> (2.41 8.60)			2.33 <sup>a</sup> (1.32 4.11)		
IDHM	4.22 <sup>a</sup> (1.63 6.80)			5.27 <sup>a</sup> (2.87 7.68)			5.52 <sup>a</sup> (3.79 7.25)		
GINI	1.59 (-0.69 3.88)			0.89 (-0.97 2.75)			#		
Formação do gestor	#								
Médico	1.00			1.00					
Advogado	1.06 (0.57 1.96)			1.19 (0.71 1.99)					
Administrador	1.30 (0.91 1.87)			1.62 <sup>b</sup> (1.04 2.51)					
Pedagogo	0.87 (0.50 1.50)			1.84 <sup>b</sup> (1.09 3.12)					
Enfermeiro	1.25 (0.91 1.73)			1.36 (0.89 2.08)					
Assistente social	1.23 (0.56 2.71)			1.47 (0.88 2.45)					
Odontólogo	1.58 <sup>c</sup> (0.99 2.52)			1.65 <sup>b</sup> (1.06 2.56)					
Psicólogo	2.96 <sup>b</sup> (1.24 7.06)			0.94 (0.44 1.99)					
Nutricionista	1.53 (0.86 2.75)			0.73 (0.39 1.38)					
Economista	2.08 <sup>b</sup> (1.16 3.73)			2.96 <sup>b</sup> (1.01 8.62)					
Turnover candidato	#								
Não							1.00		
Sim							1.19 (0.95 1.48)		
<b>Características da UBS</b>									
Existência de internet	#								
Não	1.00			1.00					
Sim	1.26 <sup>b</sup> (1.01 1.57)			1.46 <sup>a</sup> (1.21 1.75)					
Existência de carro	#								
Não				1.00					
Sim				1.55 <sup>a</sup> (1.21 1.98)					
N. de ag. comunitários	#			0.01 0.00 0.02)			#		
<b>Características das eSF</b>									
Educação Permanente									
Não	1.00			1.00			1.00		

Sim	1.32 <sup>a</sup>	(1.09 1.61)	1.60 <sup>a</sup>	(1.31 1.95)	1.19 <sup>b</sup>	(1.04 2.01)
Realiza planejamento						
Não	1.00		1.00		1.00	
Sim	1.63 <sup>a</sup>	(1.35 1.96)	1.10	(0.95 1.28)	3.03 <sup>a</sup>	(2.27 4.03)
Realiza monitoramento						
Não	1.00		1.00		1.00	
Sim	1.45 <sup>a</sup>	(1.18 1.79)	1.43 <sup>a</sup>	(1.20 1.70)	2.09 <sup>a</sup>	(1.80 2.42)
Recebe apoio da gestão						
Não	1.00		1.00		1.00	
Sim	1.18 <sup>b</sup>	(0.99 1.40)	1.19 <sup>b</sup>	(1.01 1.40)	1.66 <sup>a</sup>	(1.41 1.96)
Recebe apoio do Nasf						
Não	1.00		1.00		1.00	
Sim	1.73 <sup>a</sup>	(1.36 2.21)	1.79 <sup>a</sup>	(1.46 2.20)	2.15 <sup>a</sup>	(1.81 2.56)
Recebe apoio do PAS						
Não			1.00		1.00	
Sim	#		1.28 <sup>b</sup>	(1.04 1.58)	1.52 <sup>a</sup>	(1.35 1.71)
Contato com ensino						
Não			1.00		1.00	
Sim	#		1.43 <sup>a</sup>	(1.27 1.61)	1.67 <sup>a</sup>	(1.54 1.81)
Participou PMAQ anterior						
Não			1.00		1.00	
Sim			1.32 <sup>a</sup>	(1.18 1.49)	1.23 <sup>a</sup>	(1.12 1.35)
Usa crit de vuln.	#				#	
Não			1.00			
Sim			1.39 <sup>a</sup>	(1.24 1.57)		
Ações com outras eSF	#				#	
Não			1.00			
Sim			1.11	(0.96 1.29)		
Atividades em escolas	#					
Não			1.00		1.00	
Sim			1.36 <sup>a</sup>	(1.17 1.58)	1.32 <sup>a</sup>	(1.11 1.56)
Atende com. Tradicionais	#			#		
Não					1.00	
Sim					1.05	(0.97 1.13)
Sobrecarga de trabalho	#			#		
Não					1.00	
Sim					0.94 <sup>c</sup>	(0.89 1.00)

a:  $p < 0.01$ ; b:  $p < 0.05$ ; c:  $p < 0.1$

### 4.3 EFEITO DA FORMAÇÃO DO GESTOR SOBRE A OFERTA DE PICS

Seguindo o referencial teórico, a revisão de literatura e o DAG proposto, estimou-se o efeito da formação dos gestores sobre a oferta de PICS para o 1º Ciclo do PMAQ. A Tabela 7 apresenta a razão de chances (*odds ratio*) entre a formação dos gestores e a oferta geral de PICS. Observamos que eSF situadas em municípios cujos gestores municipais de saúde eram formados em odontologia e psicologia tiveram respectivamente 1,70 ( $p < 0,05$ ) e 2,62 ( $p < 0,05$ ) mais chances de ofertar PICS do que eSF situadas em municípios cujos gestores eram formados em medicina.

**Tabela 7** - Associações ajustadas entre características do gestor e a oferta de PICs (2012).

Variáveis	Odds Ratio	95% IC
Macrorregião		
Norte	1.00	
Nordeste	2.90 <sup>b</sup>	(1.27 6.59)
Centro-Oeste	1.96	(0.61 6.32)
Sudeste	2.31 <sup>b</sup>	(1.05 5.05)
Sul	1.02	(0.41 2.55)
Porte municipal		
Pequeno II	1.00	
Pequeno I	0.97	(0.73 1.29)
Metrópole	2.60 <sup>a</sup>	(1.29 5.25)
Médio	1.04	(0.72 1.48)
Grande	1.97 <sup>a</sup>	(1.29 2.99)
IDHM_E*	1.00	(-2.12 4.11)
IDHM_R*	4.73 <sup>b</sup>	(0.80 8.66)
Formação do gestor		
Médico	1.00	
Advogado	1.03	(0.54 1.97)
Administrador	1.10	(0.78 1.56)
Pedagogo	1.04	(0.59 1.84)
Enfermeiro	1.37	(0.95 1.98)
Assistente social	1.05	(0.53 2.07)
Odontólogo	1.70 <sup>b</sup>	(1.02 2.85)
Psicólogo	2.62 <sup>b</sup>	(1.12 6.11)
Nutricionista	1.48	(0.82 2.67)
Economista	1.54	(0.90 2.65)
Turnover candidato		
Não	1.00	
Sim	0.97	(0.71 1.33)
Turnover partido		
Não	1.00	
Sim	1.18	(0.87 1.59)

a:  $p < 0.01$ ; b:  $p < 0.05$ ; \*Coeficientes em *log odds*.

Regressão com efeitos fixos para estados

Para quantificar o impacto de um confusor não mensurado nas estimativas dos modelos, realizamos uma análise de sensibilidade fundamentada no E-valor. O E-valor nos permite estimar qual deveria ser a associação entre confusores não-mensurados com exposição e desfecho, a ponto de extinguir as associações observadas entre o gestor ser psicólogo ou odontólogo, e a oferta de PICs. Considerando que nossos resultados foram calculados em

termos de *odds ratio* e que a variável desfecho é comum (frequência maior do que 15%), calculamos os E-valores apresentados na Tabela 8.

**Tabela 8** - Resultados da análise de sensibilidade baseada no E-valor.

Efeito	OR (95%IC)	E-valor (OR)	E-valor (IC)
Gestor Odontólogo	1,704 (1,018 – 2,853)	2,800	1,154
Gestor Psicólogo	2,620 (1,122– 6,115)	4,680	1,493

OR: *Odds Ratio*; RR: Risco Relativo; IC: Intervalo de Confiança

No caso do gestor da saúde ser formado em odontologia, estes resultados indicam que um confusor, ou conjunto de confusores, teriam que estar associados com uma elevação de 180% na probabilidade (*odds*) da eSF ofertar PICs, e precisariam ser 2,8 vezes mais prevalentes entre municípios cujos gestores da saúde são formados em odontologia, comparando-se com municípios em que o gestor não é formado em odontologia. Para o caso do gestor formado em psicologia, seria preciso os confusores estarem associados com uma elevação de 368% na probabilidade da eSF ofertar PICs, e 4,68 vezes mais prevalentes entre municípios cujos gestores da saúde são formados em psicologia do que em outras profissões.

#### 4.4 PREDIÇÃO DA OFERTA DE PICs

Foram utilizados três esquemas para prever a oferta de PICs pelas eSF. No primeiro esquema utilizou-se como dados de treinamento e teste as informações do segundo período (2015) (n=29.579). No segundo, treinou-se os modelos com os dados do primeiro período (2012) (n=16.854) para prever a oferta do segundo período, e no terceiro treinou-se os modelos com os dados do segundo período para prever a oferta do terceiro período (2018) (n=34.168)<sup>35</sup>. As performances dos algoritmos de AM nos bancos de teste para cada um dos esquemas são apresentadas nas Tabelas 9, 10 e 11.

<sup>35</sup> Os valores de n apresentados referem-se aos bancos com informações completas para todas as variáveis em análise.



**Tabela 9** - Performance dos algoritmos de aprendizagem de máquina (2015).<sup>36</sup>

	<b>AAC</b>	<b>ACU</b>	<b>SEN</b>	<b>ESP</b>	<b>F1</b>	<b>VPP</b>	<b>VPN</b>
<b>Classificador</b>							
Reg. Logística	0,82	0,85	0,97	0,39	0,91	0,86	0,77
Random Forest	0,88	0,88	0,97	0,53	0,93	0,89	0,79
Light gradient boosting machine	0,87	0,88	0,66	0,57	0,93	0,90	0,79
Extreme gradient boosting machine	0,86	0,87	0,94	0,58	0,92	0,90	0,71
Redes Neurais	0,81	0,85	0,98	0,36	0,91	0,86	0,81

**Tabela 10** - Performance dos algoritmos de aprendizagem de máquina (2015 com base em 2012).

	<b>AAC</b>	<b>ACU</b>	<b>SEN</b>	<b>ESP</b>	<b>F1</b>	<b>VPP</b>	<b>VPN</b>
<b>Classificador</b>							
Reg. Logística	0,79	0,82	0,99	0,14	0,90	0,82	0,85
Random Forest	0,79	0,83	0,99	0,17	0,90	0,83	0,83
Light gradient boosting machine	0,75	0,81	0,99	0,10	0,89	0,81	0,64
Extreme gradient boosting machine	0,70	0,78	0,91	0,24	0,87	0,83	0,42
Redes Neurais	0,79	0,80	1,00	0,00	0,89	0,80	#

**Tabela 11** - Performance dos algoritmos de aprendizagem de máquina (2018 com base em 2015).

	<b>AAC</b>	<b>ACU</b>	<b>SEN</b>	<b>ESP</b>	<b>F1</b>	<b>VPP</b>	<b>VPN</b>
<b>Classificador</b>							
Reg. Logística	0,72	0,74	0,96	0,26	0,84	0,74	0,73
Random Forest	0,73	0,75	0,98	0,25	0,85	0,74	0,83
Light gradient boosting machine	0,74	0,75	0,96	0,30	0,84	0,75	0,75
Extreme gradient boosting machine	0,70	0,74	0,92	0,34	0,83	0,76	0,65
Redes Neurais	0,72	0,74	0,98	0,19	0,84	0,73	0,83

No primeiro esquema de predição, a área abaixo da curva ROC (AAC) variou entre 0,80 e 0,87, para redes neurais (RN) e *light gradient boosting machine* (lightGBM), respectivamente. O segundo esquema de predição também apresentou grande variação na AAC, entre 0,72 para

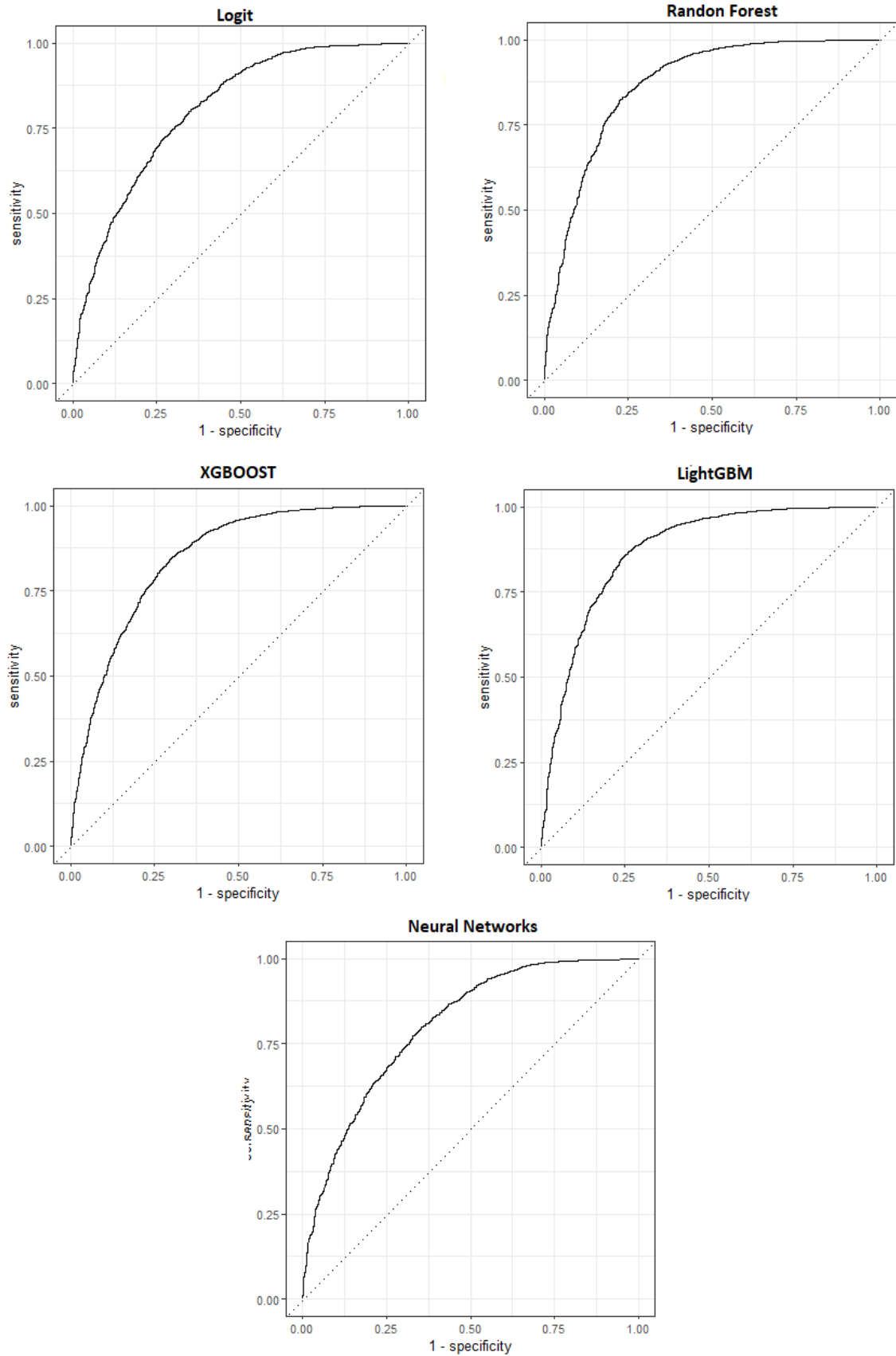
<sup>36</sup> AAC: Área abaixo da curva ROC; ACU: Acurácia; SEN: Sensibilidade; ESP: Especificidade; F1: Estatística F1; VPP: Valor preditivo positivo; VPN: Valor preditivo negativo.

*extreme gradient boosting machine* (XGBOOST) e 0,79 para *random forest* (RF). No terceiro esquema a AAC foi menor e com menor variação, indo de 0,70 para XGBOOST e RN e 0,73 para regressão logística (RL), RF e LightGBM.

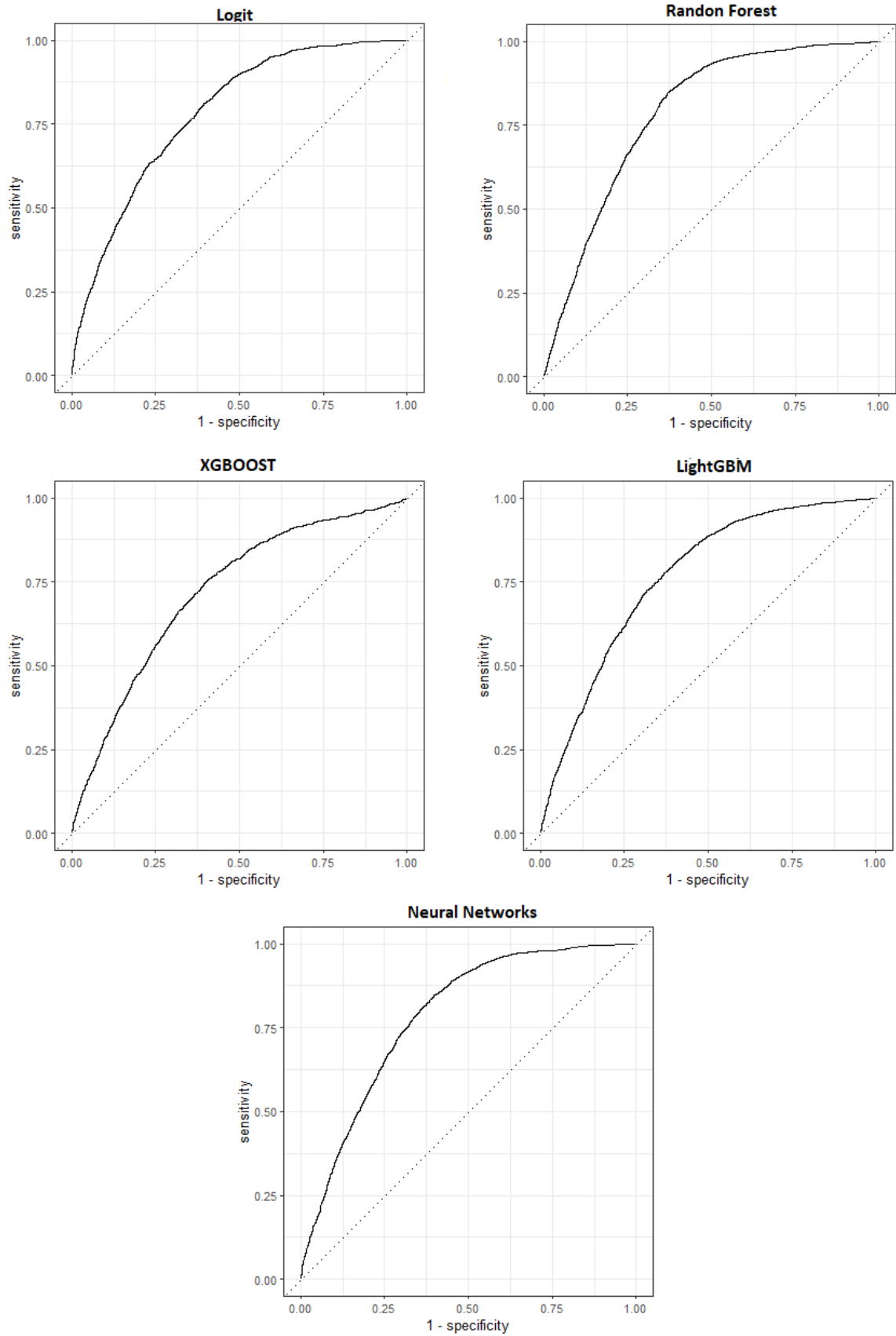
Todos os algoritmos apresentaram alta sensibilidade. No primeiro esquema, a sensibilidade variou entre 0,95 e 0,98. No segundo, variou entre 1 e 0,93, e no terceiro entre 0,91 e 0,99. Os algoritmos do primeiro esquema apresentaram maior especificidade, variando entre 0,33 e 0,54. No segundo, a maior especificidade foi observada para o algoritmo XGBOOST, e a menor para RN, que tendeu a zero. No terceiro, a menor especificidade foi observada para RN (0,14), e a maior para XGBOOST (0,35). Todos os algoritmos apresentaram boa acurácia, com escore F1 maior do que 0,83.

As Figuras 9, 10 e 11 comparam as curvas ROC para os algoritmos em cada um dos esquemas de predição. No primeiro esquema podemos observar a superioridade dos algoritmos baseados em árvores, isto é, o RF, XGBOOST e LightGBM. Somente no terceiro esquema a performance da RL tornou-se semelhante à do RF e LightGBM. Entretanto, RF tem melhores parâmetros do que RL para acurácia (0,76 vs 0,74), especificidade (0,27 vs 0,24) Escore F1 (0,85 vs 0,84), Valor Preditivo Positivo (VPP) (0,75 vs 0,74) e Valor Preditivo Negativo (VPN) (0,82 vs 0,78).

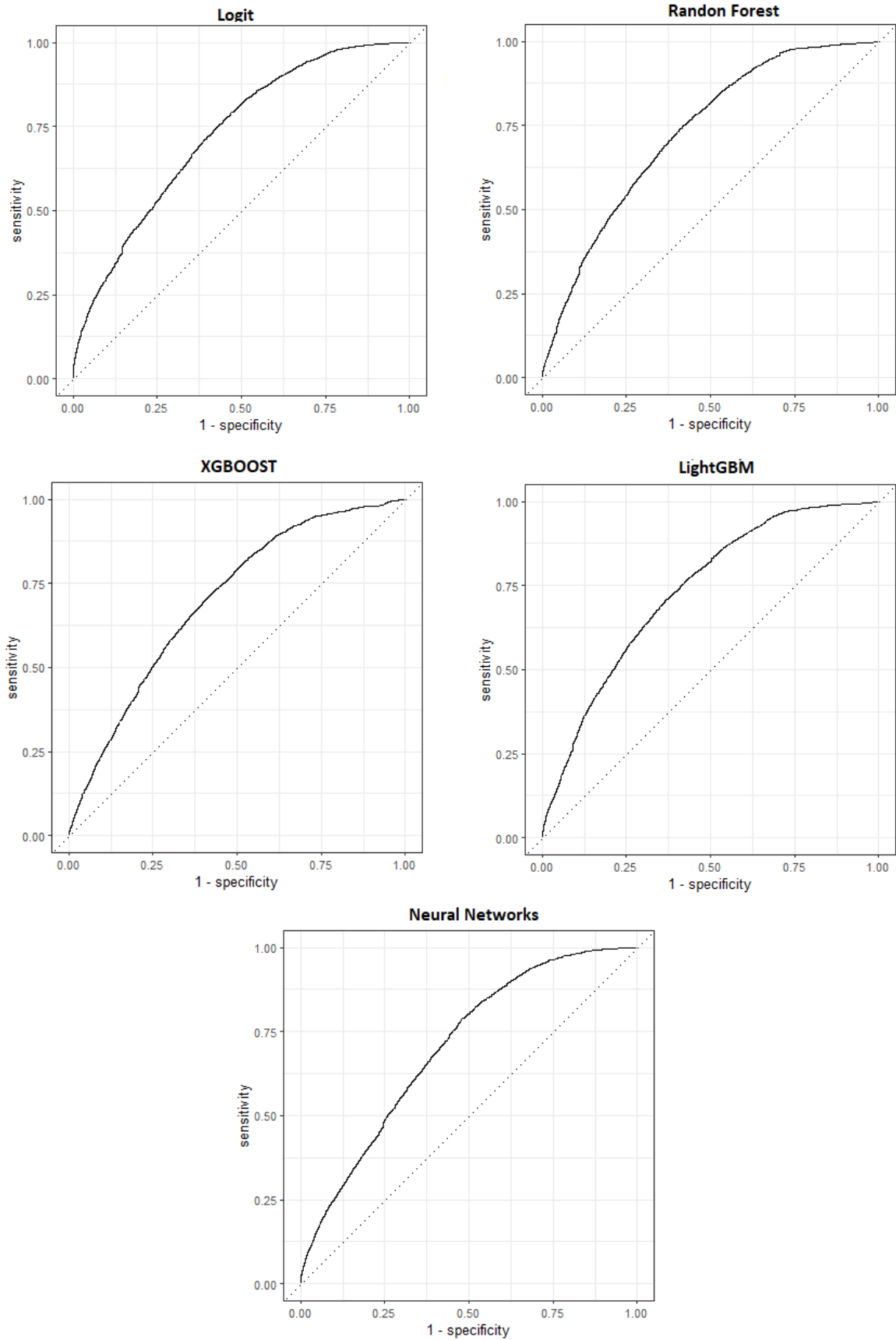
**Figura 9** - Curvas ROC para a predição da oferta no 2º ciclo do PMAQ.



**Figura 10** - Curvas ROC para a predição da oferta no 2º ciclo do PMAQ, com base no 1º Ciclo do PMAQ.



**Figura 11** - Curvas ROC para a predição da oferta no 3º ciclo do PMAQ, com base no 2º Ciclo do PMAQ.



A importância das variáveis nos modelos de predição é descrita nas Figuras 12, 13 e 14<sup>37</sup>. No modelo de RL para o primeiro esquema de predição, as cinco variáveis mais relevantes para a predição da oferta de PICs pelas eSF nos municípios brasileiros pelo SUS foram IDHM\_renda, população total, região, se a eSF recebe apoio do Nasf e se a UBS possui carro, nesta ordem; para o modelo de RF, foram IDHM\_renda, população total, IDHM\_educação, IDHM\_longevidade e número de agentes comunitários na UBS; e para o modelo XGBOOST foram IDHM\_renda, IDHM\_educação, população total, IDHM\_longevidade e idade do gestor.

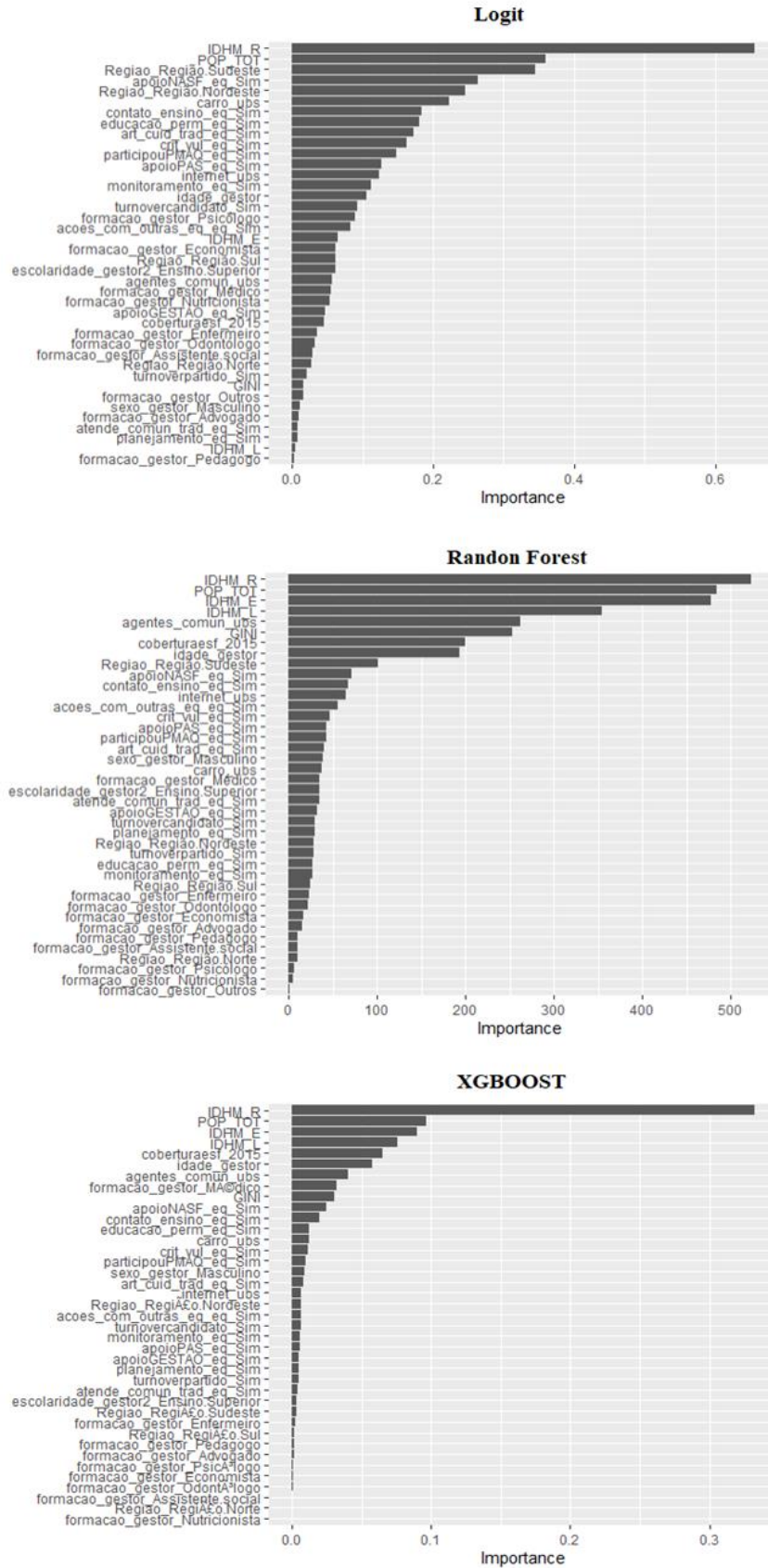
No segundo esquema de predição, as cinco variáveis mais importantes no modelo de RL foram população total, região, IDHM\_renda, se a eSF recebe apoio do Nasf e se a eSF realiza planejamento; para o algoritmo de RF foram população total, IDHM\_educação, IDHM\_renda, IDHM\_longevidade e número de agentes comunitários na UBS; e para o XGBOOST foram IDHM\_renda, população total, IDHM\_longevidade, IDHM\_educação e número de agentes comunitários na UBS.

No terceiro esquema de predição, as cinco variáveis mais importantes no modelo de RL foram IDHM\_renda, população total, região, se a eSF recebe apoio do Nasf e se a eSF tem contato com instituições de ensino; para RF, foram IDHM\_renda, população total, IDHM\_educação, IDHM\_longevidade e índice de Gini; e para XGBOOST foram IDHM\_renda, IDHM\_educação, população total, IDHM\_longevidade e a idade do gestor.

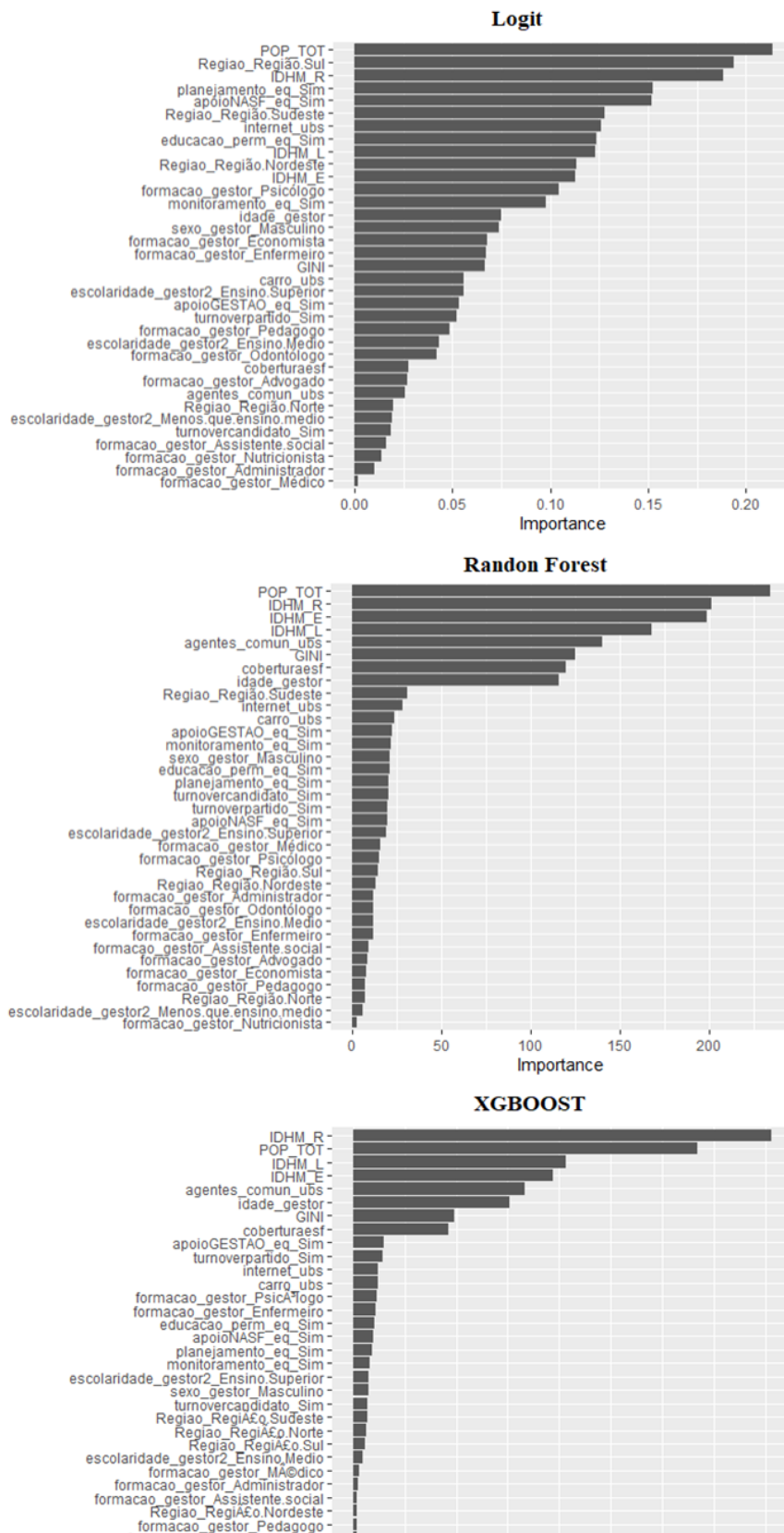
---

<sup>37</sup> No software utilizado (R), as estatísticas de importância estão disponíveis para três algoritmos, RL, RF e XGBOOST.

Figura 12 - Importância para a predição da oferta no 2º ciclo do PMAQ.

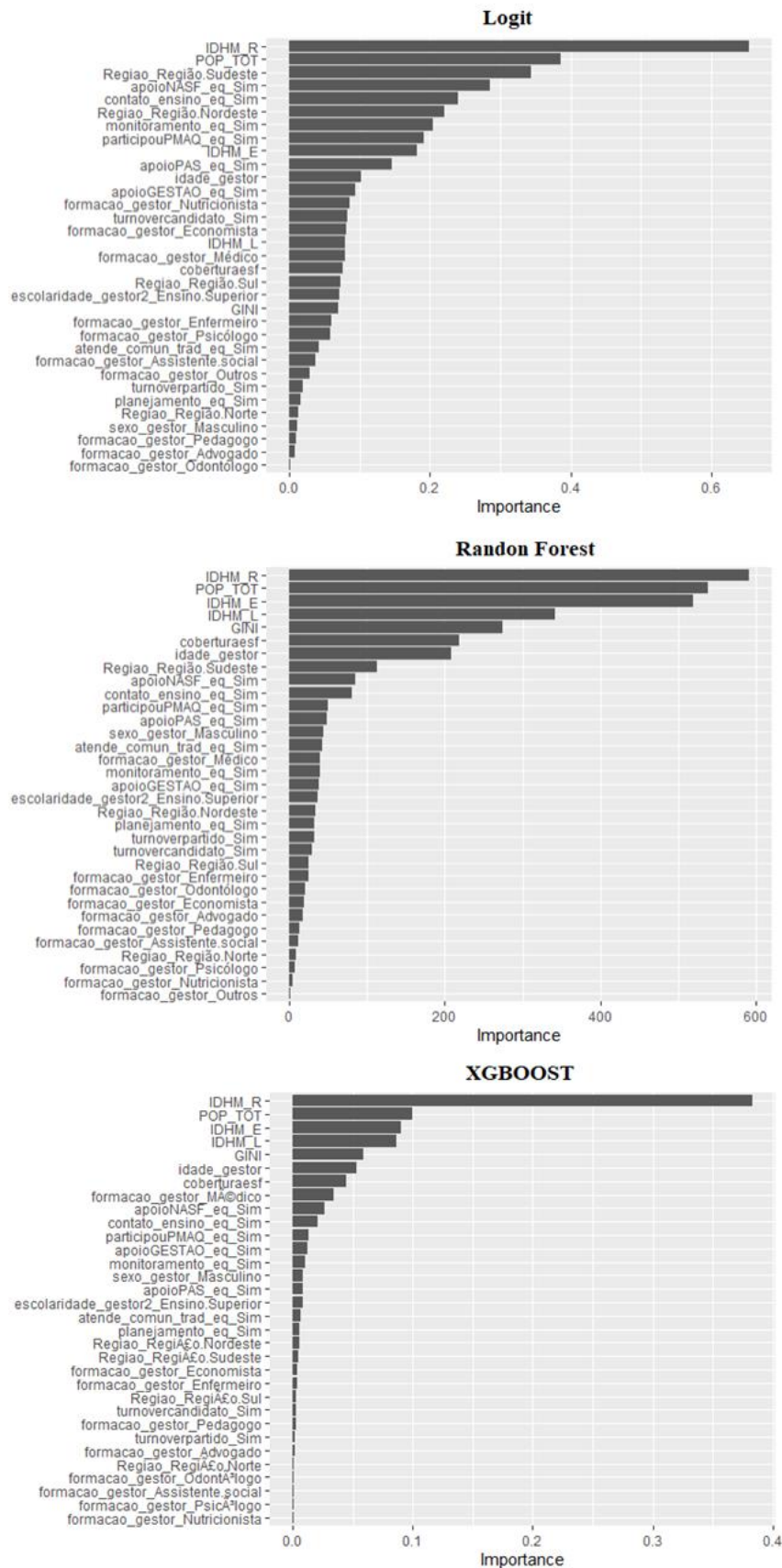


**Figura 13** - Importância para a predição da oferta no 2º ciclo do PMAQ, com base no 1º Ciclo do PMAQ.





**Figura 14 -** Importância para a predição da oferta no 3º ciclo do PMAQ, com base no 2º Ciclo do PMAQ.



## 5 DISCUSSÃO

### 5.1 DISTRIBUIÇÃO DA OFERTA DE PICS

Comparando-se a oferta de PICS nos três períodos de análise, notamos que a disponibilidade de PICS pelo SUS não foi capaz de garantir o direito de todos os brasileiros ao acesso a cuidados de saúde que sejam diferentes das práticas biomédicas. Entende-se aqui cuidados de saúde no seu sentido do senso comum, o “conjunto de procedimentos tecnicamente orientados para o bom êxito de um certo tratamento” (AYRES, 2004), que é o que conseguimos avaliar quando observamos as estatísticas de oferta de PICS. Ao longo do período analisado (2012-2018), houve um crescimento de aproximadamente 10 pontos percentuais na oferta de PICS pelas eSF, chegando a 30%. Este valor nos permite concluir que há boa aceitação da população brasileira em relação às PICS. Entretanto, notamos que ainda existem diferenças injustas e desnecessárias quanto à disponibilidade de PICS no Brasil.

A aceitabilidade da população brasileira em relação às PICS é confirmada se analisarmos as estatísticas de acesso. Em 2013, os dados da Pesquisa Nacional de Saúde indicaram uma taxa de acesso às PICS de 4,5% (BOCCOLINI; BOCCOLINI, 2020), e em 2019 de 5,2% (BOCCOLINI et al., 2022). O crescimento da utilização e da oferta de PICS pode estar relacionado com o aumento da aceitabilidade cultural em relação às PICS, as quais propõem sistemas de diagnóstico e tratamento compatíveis com as crenças locais e tradicionais, o que ajuda os pacientes a lidarem com a doença (JANES, 1999). Este crescimento também pode estar relacionado à insatisfação, tanto de médicos quanto de pacientes, em relação à prática biomédica na atenção primária, conforme notado em outras populações (CASTRO; KNAUTH, 2021).

Observamos, ao longo dos três períodos, um aumento do número de eSF ofertando PICS em todas as macrorregiões, com exceção da Norte, entre 2012 e 2015. Isto pode estar relacionado ao pequeno espaço de tempo entre a coleta de dados nos dois ciclos. É difícil estimar a influência da diferença de tempo da coleta de dados nas estimativas, pois ela não ocorreu homoganeamente entre os estados. Outro elemento explicativo está relacionado à amostragem do PMAQ. A amostra do 1º Ciclo foi menor do que no 2º Ciclo. No 1º Ciclo participaram 71% dos municípios brasileiros e estima-se uma participação um pouco maior que

50% das eSF nacionais. O efeito amostral na estimativa da oferta de PICs pelas eSF depende de quão aleatório foi a participação dessas eSF no PMAP no 1º Ciclo, e da análise dos fatores que podem ter influenciado a participação da eSF no programa.

Conforme observado por Macinko e col. (2017), houve uma tendência dos gestores incluírem as melhores eSF no 1º Ciclo, isto é, com melhor estrutura física, maior número de profissionais e profissionais mais qualificados. Portanto, a inclusão de eSF com melhor estrutura de capital humano no 1º Ciclo provavelmente gerou uma superestimativa da oferta de PICs neste período. Como observamos uma estabilidade na oferta entre o 1º e o 2º ciclos, mesmo que o intervalo entre eles tenha sido curto, podemos concluir que provavelmente houve um crescimento da oferta de PICs também entre o 1º e 2º ciclos do PMAQ. Portanto, a oferta de PICs cresceu continuamente, entre 2012 e 2018. Estes achados sugerem que provavelmente a aceitação das PICs pela população brasileira vem crescendo, uma vez que a oferta de um cuidado de saúde é influenciada pela necessidade da população e pela capacidade das pessoas se beneficiarem deste cuidado (SANTANA et al., 2023).

A variação observada na oferta entre 2015 e 2018, também pode estar associada à recessão econômica brasileira em 2015 e 2016<sup>38</sup>, o que foi utilizado para justificar cortes nos recursos destinados à saúde (RASELLA et al., 2018). Ambientes de recessão econômica, e consequentemente desemprego, geram incentivos para as pessoas buscarem alternativas de cuidado de menor custo (WHO, 2014) e cuidem mais da saúde<sup>39</sup> (HONE et al., 2019), o que pode resultar em elevação da procura por PICs, como meditação e yoga, para prevenir o surgimento de doenças. Por sua vez, a maior demanda, necessidade e capacidade das pessoas se beneficiarem por um serviço de saúde tende a elevar a oferta destes serviços (SANTANA et al., 2023). Notamos que a oferta específica de PICs cresceu sem distinção, o que sustenta a hipótese de que a crise brasileira de 2014-2016 influenciou o crescimento da oferta de PICs entre 2012 e 2018.

A variedade de PICs ofertadas pelo SUS sugere a existência de um efeito da globalização na oferta de cuidados de saúde. A abertura econômica na década de 1990 elevou o movimento de pessoas entre países, o que impactou a saúde das populações (WOODWARD et al., 2001). Considerando as PICs com oferta mais significativas, notamos a forte influência da cultura chinesa, com a oferta expressiva de acupuntura e auriculoterapia, e da cultura indiana,

---

<sup>38</sup> Ver a evolução do crescimento do PIB brasileiro (BANCO MUNDIAL, 2023).

<sup>39</sup> Isto ajuda a explicar por que a taxa de mortalidade tem um comportamento pró-cíclico em relação à atividade econômica, isto é, em um ambiente de recessão econômica, a taxa de mortalidade tende a decrescer (Granados et al., 2014; Ruhm, 2015).

com a shantala. A shantala é uma prática terapêutica que consiste na massagem do corpo do bebê pelos pais, e teve sua disseminação no ocidente pelo médico francês, Frédérick Leboyer (MINISTÉRIO DA SAÚDE, 2018).

Observamos também o crescimento da oferta de práticas criadas no Brasil, como a terapia comunitária. Esta prática surgiu na favela Pirambu, Município de Fortaleza, Ceará, criada pelo médico psiquiatra e antropólogo Adalberto de Paula Barreto (CARVALHO et al., 2013). A técnica baseia-se na criação de um espaço para troca de experiências, permitindo o resgate da autonomia dos indivíduos. O crescimento de práticas locais, como a terapia comunitária, também pode ser visto como uma consequência da globalização que, de acordo com Santos (1997), tem um elemento localizante, o que pode ser considerado uma resposta contra hegemônica ao movimento global hegemônico.

Por outro lado, concluímos que ainda há um potencial brasileiro não utilizado em relação à oferta de práticas relacionadas ao uso de plantas medicinais. Observamos uma baixa oferta de cuidados envolvendo plantas medicinais, que é talvez a maior herança cultural brasileira em relação às PICs (BARBOSA et al., 2016). Esta conclusão também é embasada pela heterogeneidade espacial na oferta de PICs, com menor oferta e crescimento na oferta observada na região Norte, onde há maior influência da cultura indígena. Uma possível explicação para a baixa utilização deste potencial é o escasso nível de investimentos em desenvolvimento e patenteamento de produtos da nossa flora medicinal (BRANDÃO; GOMES; NASCIMENTO, 2006).

A prática que teve maior crescimento entre os dois últimos ciclos do PMAQ foi naturologia. Apesar do alto crescimento percentual, esta prática teve uma oferta muito pequena em 2015, em que apenas 93 eSF a ofertavam. Em 2018, o número de eSF ofertantes passou para 648. Interessante notar que o próprio Ministério da Saúde define naturologia não como uma prática, mas um conjunto de práticas, que existem separadamente dentro da PNPIC: aromaterapia, Florais, Dietoterapia, Geoterapia, entre outros (MINISTÉRIO DA SAÚDE, 2018). Uma explicação para o crescimento no número de eSF ofertando naturologia pode ser o aumento no número de profissionais que passaram a ser Naturólogos, por formação ou autodenominação. Existem no Brasil 10 cursos de graduação em naturologia, credenciados pelo Ministério da Educação, com a oferta de mais de 3.000 vagas (MEC, 2023). Outra explicação pode estar relacionada ao fato de que em 2018 a avaliação externa do PMAQ não coletou informações sobre a oferta de ações envolvendo plantas medicinais, assim, os entrevistados podem ter alocado a oferta de cuidados envolvendo essa prática na categoria naturologia.

Entre 2012 e 2018 provavelmente houve uma elevação da aceitação e consequente oferta de PICs por médicos que atuam na atenção primária. A homeopatia foi a única prática que é exclusivamente ofertada por médicos avaliada em dois períodos. Ela foi avaliada no 1º e 2º ciclos. A expansão amostral do PMAQ entre os dois primeiros ciclos dificulta estimarmos o crescimento real da oferta de homeopatia. Entretanto, a análise dos dados sugere que o crescimento observado entre o 1º e o 2º ciclos (de 2,6% para 4,0%) é um valor mínimo, isto é, este crescimento pode ter sido maior. Isso porque os municípios e eSF com melhor estrutura provavelmente tem maior proporção de médicos, e no 2º Ciclo foram incluídos municípios e eSF com pior estrutura que no 1º Ciclo, em média (MACINKO; HARRIS; ROCHA, 2017). Esta conclusão é especialmente relevante porque a proporção de médicos que têm PICs na sua formação é pequena (ALBUQUERQUE et al., 2019).

Por outro lado, a análise da oferta específica também sugere que, especialmente entre 2015 e 2018, período no qual temos mais informações, houve uma diminuição na importância da formação do profissional responsável pela oferta da PICs na atenção primária, favorecendo outros profissionais da saúde para além dos médicos. Das quatro práticas mais ofertadas pelas eSF em 2015, duas eram ofertadas principalmente por médicos no SUS: acupuntura (5,2% das eSF) e homeopatia (4,0% das eSF). Já em 2018, práticas mais ofertadas por profissionais não-médicos, como auriculoterapia, que era ofertada por 3,0% em 2015 passou a ser ofertada por 16% das eSF em 2018; terapia comunitária, que era ofertada por 5,5% das eSF, passou para 9,0%; shantala, que era ofertada por 2,5% das eSF passou para 8,8%. homeopatia e acupuntura não foram avaliadas em 2018, mas considerando a baixa inserção das PICs no currículo dos profissionais de medicina (21% em 2016) (ALBUQUERQUE et al., 2019), dificilmente a oferta de homeopatia ou acupuntura chegou aos níveis próximos a 10% das eSF.

Em relação à distribuição geográfica, notamos menor disponibilidade de PICs nas regiões Norte e Centro-Oeste. Estes achados são esperados, considerando a distribuição dos profissionais de saúde no território nacional (GONÇALVES et al., 2008) e a densidade populacional, relacionada à arrecadação e transferências federais de recursos para a saúde, que privilegiam principalmente Sul, Sudeste, mas também o Nordeste devido à maior densidade populacional. Além disso, os médicos formados no Nordeste são os que mais possuem temas relacionados às PICs na sua formação (ALBUQUERQUE et al., 2019).

Em relação à formação do gestor, os resultados indicam que PICs ofertadas principalmente por médicos, como medicina antroposófica, acupuntura e homeopatia, são mais prevalentes quando o gestor não tem formação na área da saúde. Estes achados parecem contrariar os resultados de Barros e col. (2020), que encontraram uma associação direta entre a

formação em medicina ou odontologia do responsável pela UBS e a oferta de PICs. Entretanto, os resultados de Barros e col. não se referem aos gestores municipais (secretários de saúde), e sim aos responsáveis pela gestão das UBS. Além disso, os autores se restringiram à região metropolitana de Campinas. Uma hipótese que poderia explicar nosso achado é que em municípios com baixos indicadores de saúde ocorreriam dois fenômenos. Primeiro, os prefeitos tenderiam a preferir gestores com formação em saúde, uma vez que a pressão dos eleitores por resultados é maior. Segundo, a proporção da oferta de PICs por profissionais da saúde que não tem formação médica é maior, em virtude de maior carência de médicos. Já em municípios com bons indicadores de saúde haveria menor pressão popular para alocar profissionais da saúde na gestão, bem como maior oferta de PICs por médicos, por haver mais médicos disponíveis. Mais estudos são necessários para avaliar estas hipóteses.

## 5.2 FATORES ASSOCIADOS À OFERTA DE PICs

Municípios com maior porte e IDHM tiveram mais chance de ofertar PICs, o que foi observado em 2012, 2015 e 2018. Municípios mais desenvolvidos tendem a ter maior orçamento alocado para a saúde, maior eficiência nos gastos públicos, maior disponibilidade de recursos humanos e físicos em geral. Todos estes elementos estão relacionados à maior possibilidade de arranjos de oferta de PICs (SOUSA E TESSER, 2007). Em relação à distribuição de renda (GINI), não observamos, nos modelos ajustados, significância estatística, o que não corrobora a hipótese de que a distribuição da renda está associada a maior oferta de PICs.

Não observamos uma diminuição generalizada da desigualdade regional em relação à oferta de PICs pelas eSF. Em todos os períodos de análise, a maior parte da oferta de PICs pelo SUS ocorreu na Região Sudeste e Sul. Estes achados são esperados, considerando a maior disponibilidade de recursos financeiros, disponibilidade de profissionais, disponibilidade de treinamentos (OLIVEIRA et al., 2019a) e motivação das eSF, que tende a ser menor em contextos sociais adversos (MACINKO et al., 2017). Nesta análise, os dados de 2012 são limitados, devido ao reduzido tamanho amostral no 1º Ciclo do PMAQ, implicando em auto seleção da melhores eSF dos municípios. Conforme discutido na seção anterior, este viés de seleção provavelmente superestimou a oferta de PICs pelas eSF no 1º Ciclo do PMAQ.

A análise ajustada confirma a diminuição da relevância da região Sudeste e crescimento da importância do Nordeste em relação à oferta de PICs, bem como a situação mais problemática da região Norte. Embora não se tenha observado diferença significativo entre Norte e Sul em 2012 e 2015, notou-se em 2018. Estes achados salientam a dificuldade da região Norte em criar estruturas de oferta de PICs de forma independente de esforços federais, mesmo que a região apresente grande potencial para o uso e aplicações de plantas medicinais (BARBOSA et al., 2016), corroborando a observação de que faltam investimentos na região (BRANDÃO; GOMES; NASCIMENTO, 2006).

eSF situadas em municípios mais populosos, como cidades de grande porte e metrópoles, tem maior probabilidade de ofertar PICs, sugerindo manutenção da iniquidade espacial em relação à oferta de PICs no SUS. Municípios de grande porte e metrópoles apresentam características que favorecem a formação de estruturas de oferta próprias, impulsionadas por maior interação com instituições de ensino e maior suporte de profissionais vinculados ao Nasf e ao PAS, variáveis que também mostraram magnitude de associação expressiva e significância estatística. Além disso, municípios maiores tendem a ter mais oportunidades de capacitação, disponibilidade de profissionais e melhor estrutura física, como a existência de internet, também significativa.

Notamos que eSF com acesso à internet tiveram aproximadamente 1,3 vezes mais chances de ofertar PICs. eSF alocadas em UBS com acesso à internet tem mais chances de se capacitar. Por exemplo, o Ministério da Saúde disponibiliza cursos virtuais relacionados às PICs. Dados da plataforma AVASUS sugerem que pelo menos 15.000 profissionais se capacitaram virtualmente na plataforma<sup>40</sup> (AVASUS, 2023). Apesar de existirem esforços federais para incentivar a oferta de PICs, a persistente associação, com elevada magnitude, entre o porte municipal e a oferta de PICs sugere que fatores municipais, como capacidade de financiamento e organização de suas próprias ações tem maior relevância na oferta de PICs.

A disponibilidade de profissionais capacitados parece ser um dos principais promotores da oferta de PICs. Além da localização geográfica e porte do município, observamos também que as variáveis que identificam o apoio do Nasf e do PAS mostraram-se diretamente associadas à oferta de PICs. O Nasf visa ampliar o escopo e a resolubilidade das ações desenvolvidas pelas eSF. O programa foi lançado em 2008, e teve forte crescimento a partir da atualização da Política Nacional de Atenção Básica (Pnab) em 2011 (MINISTÉRIO DA SAÚDE, 2011) e pelas redefinições de parâmetros do Nasf, que ocorreram em 2012 (MINISTÉRIO DA SAÚDE,

---

<sup>40</sup> Não foram encontradas estatísticas detalhadas quanto à oferta de cursos de capacitação pelo Ministério da Saúde. Esta é certamente uma subestimativa.

2012) e em 2013, quando o repasse do PAB-variável foi redefinido (OLIVEIRA et al., 2019b). Esta expansão e consolidação do Nasf a partir de 2013 significa maior aporte de profissionais para a execução de PICs, o que pode explicar nossos achados.

Por outro lado, não observamos uma associação entre a oferta de PICs pelas eSF e o número de ACS nas UBS. A ausência de associação entre o número de ACS na UBS e a oferta de PICs sugere que, apesar das evidências de que os ACS muitas vezes ofertam PICs (OLIVEIRA, 2018), estes ainda são casos isolados. Dessa forma, incentivar o uso destas práticas entre os ACS pode ser uma estratégia para o crescimento da oferta de PICs no SUS.

Observamos que eSF que recebem educação permanente, que realizam planejamento mensal das suas ações, que realizam monitoramento e análise de indicadores de saúde e que tiveram o número de pessoas sob sua responsabilidade definidos por critérios de risco e vulnerabilidade, tiveram mais chances de ofertar PICs. Estes achados sugerem que a capacitação das eSF, em geral, está associada à capacidade de ofertar PICs. Além disso, eSF que se relacionam com instituições de ensino do território, realizando atividades em escolas ou envolvidas em ações de ensino aprendizagem com os alunos de graduação, especialização e residentes, também tem mais chances de ofertar PICs.

Em 2012 e 2018, a variável de *grau de escolaridade do gestor* não mostrou significância no primeiro bloco dos modelos de regressão múltipla. Em 2015, a variável perdeu significância ao incluirmos as variáveis do segundo bloco, de UBS. Entretanto, a análise desta variável foi prejudicada pela quantidade elevada de valores ausentes na variável de *formação do gestor* nos modelos de 2015. 3,401 gestores que tinham apenas o ensino médio e 407 gestores com escolaridade menor do que o ensino médio foram excluídos da análise. Dessa forma, optamos por retirar esta variável do modelo final, o que não alterou os resultados obtidos.

Características do gestor e da gestão estão associadas à oferta de PICs. Nossos achados indicam que o apoio da gestão e a oferta de educação permanente para as eSF estão associados à oferta de PICs. Em relação às características próprias dos gestores, os resultados sugerem que a formação do gestor é mais relevante do que seu grau de instrução formal quando buscamos compreender a oferta de PICs pelas eSF. Em especial, observamos que, em 2012, eSF situada em municípios cujos gestores eram psicólogos e economistas, tiveram mais chances de ofertar PICs do que eSF situadas em municípios cujos gestores eram médicos. O mesmo ocorreu para administradores, pedagogos, odontólogos e economistas, em 2015. Em 2018 não observamos associação significativa entre a formação dos gestores e a oferta de PICs, o que pode ser devido a uma diminuição da influência desta variável ou à coleta de dados da 3ª avaliação externa do PMAQ, que ocorreu em 2017 e começo de 2018 (CASSEB et al., 2019; RQUIERI, 2019),



mais próximo às eleições municipais de 2016. O elemento comum das associações observadas em 2012 e 2015 é que gestores formados em outros cursos que não medicina parecem apoiar mais as PICs. Este achado é coerente com observação de Teixeira (2007) acerca do elevado preconceito e desinformação da classe médica sobre as PICs (TEIXEIRA, 2007).

Apesar de observamos associação entre a formação do gestor e a oferta de PICs pelas eSF, nossa análise não nos permite fazer inferência causal entre a formação do gestor a oferta de PICs pelas eSF. No capítulo seguinte, discutimos a influência da formação do gestor sobre a oferta de PICs utilizando DAGs.

Teoricamente, o *turnover* de prefeito/partido nas eleições municipais pode estar associado positivamente ou negativamente a oferta de PICs, dependendo de diversos fatores. Por exemplo, a troca de gestores pode levar à descontinuidade de estruturas de oferta devido à troca de cargos de confiança na administração pública. Além disso, uma nova gestão pode significar diminuição ou elevação de investimentos, dependendo das crenças/preferências dos eleitos em relação às PICs. Entretanto, apesar de observamos uma associação significativa do *turnover* de prefeito e candidato na análise de regressão simples, a análise múltipla não confirmou esta associação. Mais estudos são necessários para uma melhor compressão da relação entre variáveis do ciclo político e a oferta de PICs, em especial estudos com desenhos que permitam discutir causalidade.

Não identificamos associação significativa entre a oferta de PICs e o grau de cobertura municipal por eSF. Também não observamos uma associação significativa entre o grau de sobrecarga de trabalho das eSF e a oferta de PICs. Outros fatores, como conhecimento, crenças e atitudes (KEENE et al., 2020; SEWITCH et al., 2008) dos profissionais de saúde, parecem ser mais relevantes do que disponibilidade de tempo quando busca-se explicar a oferta de PICs. Por exemplo, muitos profissionais da saúde têm conhecimento que o uso de plantas medicinais é uma PIC, mas estes têm pouco conhecimento de como operacionalizar a prescrição de medicamentos fitoterápicos na atenção primária (MATTOS et al., 2018). Por outro lado, estudos salientam que há elevado preconceito e desinformação da classe médica sobre as PICs (TEIXEIRA, 2007).

### 5.3 EFEITO DA FORMAÇÃO DO GESTOR SOBRE A OFERTA DE PICS

Observamos na revisão de literatura que o papel dos gestores da saúde na oferta de PICS ainda carece compreensão. Conforme apontado por Barros e col. (2020), características dos gestores, como a formação acadêmica, estão associados à oferta de PICS. Nossos achados nas seções anteriores também indicaram que a formação do gestor municipal de saúde está associada, isto é, é um preditor independente, da oferta de PICS. Observamos na análise de associação que eSF situadas em municípios cujos gestores não têm formação em medicina, mas em diversas outras áreas, como administração, direito, enfermagem, odontologia e psicologia, tiveram mais chances de ofertar PICS.

Nossos achados também sugerem que, tendo como hipótese a estrutura causal delineada no DAG (Figura 2) e considerando os resultados da análise de sensibilidade, existe uma relação causal entre a formação do gestor e a oferta de PICS. Gestores da saúde com formação em psicologia ou odontologia tiveram maior influência sobre a oferta de PICS do que gestores médicos.

Nossos resultados indicam que a chance de uma eSF ofertar PICS aumenta em 70,4% quando os gestores da saúde são formados em odontologia. Este efeito é ainda maior quando o gestor municipal é formado em psicologia. Neste caso, a elevação das chances de oferta de PICS mais que dobra (eleva-se em aproximadamente 162%).

Considerando que há baixa oferta de conteúdos relacionados às PICS nos cursos de saúde (GONÇALVES et al., 2008; SOUSA; VIEIRA, 2005), uma possível explicação para estes achados é que profissionais de odontologia e psicologia seriam menos influenciados pelo modelo biomédico ao longo da sua formação, tendo, por exemplo, menos inclinação à medicalização do que profissionais médicos. Teixeira (2007) salienta, por exemplo o elevado preconceito e desinformação da classe médica sobre as PICS, consequências deste processo. Interessante notar que este efeito é encontrado mesmo sem o Conselho Federal de Psicologia (CFP) reconhecer, em geral, as PICS. Por exemplo, na pandemia de COVID-19, o CFP divulgou nota não recomendando o uso de PICS por psicólogos (CFP, 2020).

Para avaliar com mais precisão o efeito de possíveis confusores sobre as estimativas, realizamos uma análise de sensibilidade, baseada no E-valor. Considerando os resultados da análise de sensibilidade para o caso do gestor formado em odontologia, observamos que um confusor, ou conjunto de confusores, teriam que estar associados com uma elevação de 180%

na probabilidade (*odds*) da eSF ofertar PICs, e precisariam ser 2,8 vezes mais prevalentes entre municípios cujos gestores da saúde são formados em odontologia, comparando-se com municípios em que o gestor não é formado em odontologia. Para o caso do gestor formado em psicologia, seria preciso que os confusores estivessem associados com uma elevação de 368% na probabilidade da eSF ofertar PICs, e 4,68 vezes mais prevalentes entre municípios cujos gestores da saúde são formados em psicologia do que em outras profissões. Associações destas magnitudes não são impossíveis, mas improváveis. Municípios cujos gestores são odontólogos e psicólogos teriam que ser muito diferente de outros municípios. Concluindo, a análise de sensibilidade nos mostra que não podemos afirmar, com certeza, que o efeito encontrado é causal, mas que há baixa probabilidade de que não seja.

Além disso, a análise causal proposta possui limitações. Primeiro, a unificação de diferentes bases de dados levou à existência de valores ausentes (*missings*). O principal responsável pelas observações ausentes foram as UBS do Distrito Federal, que não possui prefeito, e, portanto, as informações dos gestores da saúde estão ausentes no banco de dados. Por outro lado, considerando que o número de ausências observados foi pequeno (3%), supomos que a existência de ausências não afetou os resultados mais significativamente do que o que observamos na análise de sensibilidade. Os valores ausentes ocorreram principalmente no Distrito Federal. Como o distrito federal possui um sistema de gestão próprio, não podemos extrapolar os achados para esta unidade da federação.

A maior limitação em termos amostrais, entretanto, refere-se à forte auto seleção que ocorreu no primeiro ciclo do PMAQ, privilegiando especialmente eSF mais bem estruturadas. Ainda é necessário avaliar qual a implicação deste viés de auto seleção nas estimativas.

Além disso, nossa estimação não considerou o quanto de PICs é oferecida pelas eSF, mas somente se há ou não oferta. Esta simplificação tem como hipótese subjacente que todas as PICs têm estrutura de oferta semelhante. Dessa forma, são necessários outros estudos para estimar a influência da formação dos gestores sobre PICs específicas. Ademais, não conseguimos saber, com os dados disponíveis, se houve troca do gestor da saúde ao longo do mandato, o que poderia gerar erro nesta variável, e consequente viés nas estimativas. Por fim, é necessário salientar que o efeito causal estimado está sujeito às hipóteses do mecanismo causal proposto, relacionado formação do gestor e oferta de PICs, o que não pode ser testado diretamente.

## 5.4 PREDIÇÃO DA OFERTA DE PICS

Após a estimação dos fatores associados à oferta de PICS, passamos a discutir se é possível prever a oferta de PICS, e qual seria o modelo mais adequado. Nossos achados permitem concluir que, com os dados disponíveis, é possível ter boa previsão da oferta de PICS pelas eSF utilizando algoritmos de AM. Observamos alta acurácia para todos os algoritmos (Regressão Logística – RL; Random Forest – RF; *Light Gradient Boosting Machine* – LightGBM; *Extreme Gradient Boosting Machine* – XGBOOST e Redes Neurais – RN) em todos os esquemas de predição propostos, esquema 1 (2015-2015), esquema 2 (2012-2015) e esquema 3 (2015-2018).

A acurácia mede o percentual geral de predições corretas (oferta e não oferta). Nossos resultados indicam que os algoritmos foram significativamente melhores do que o acaso (aleatório) em predizer corretamente a oferta/não oferta. Entretanto, como há desbalanceamento na proporção de eSF que ofertam ou não PICS – já que em 2012 e 2015 apenas 20% ofertaram PICS e em 2018, 30%, a acurácia não é uma métrica confiável da performance dos algoritmos (HE; MA, 2013). Nestes casos, uma opção é analisar a estatística F1 (JENI; COHN; DE LA TORRE, 2013), a média ponderada entre precisão – a proporção de predições de oferta que realmente ofertaram PICS e sensibilidade – a proporção de predições corretas de oferta considerando as eSF que realmente ofertaram PICS. Nesta métrica todos os algoritmos, em todos os esquemas de predição, apresentaram-se satisfatórios.

Outra forma de avaliar a performance de algoritmos quando há desbalanceamento é por meio da curva ROC (FAWCETT, 2006). A curva ROC nos permite comparar os algoritmos para diferentes limiares de classificação. Em relação à área abaixo da curva ROC (AAC), todos os modelos avaliados apresentaram performance pelo menos aceitável, com base nos critérios propostos por Hosmer e col. (2013). No primeiro esquema, os modelos apresentaram performance excelente. Destes, RN foi o algoritmo que apresentou menor AAC (0,81) e RF o que apresentou a maior AAC (0,88), entretanto LightGBM e XGBOOST tiveram AAC próximas, 0,87 e 0,86 respectivamente.

Nos 2º e 3º esquemas, todos os algoritmos apresentaram performance aceitável (AAC entre 0,70 e 0,80) sendo que, em geral, observou-se melhor performance no 2º esquema. Neste, a maior AAC foi observada para o algoritmo de RF (AUC = 0,79), seguido por RL e RN, ambos com AUC = 0,78. No 3º esquema, RL, RF e LightGBM apresentaram performance idênticas

em termos de AUC (0,73). Observamos que em geral os algoritmos mais comuns em AM apresentaram resultados melhores do que o modelo comum em epidemiologia, RL.

Com a análise das curvas ROC podemos observar a melhor performance geral dos algoritmos no primeiro esquema (2015-2015). Nos segundo e terceiro esquemas, notamos que as curvas estão mais descoladas para cima-direita. Considerando que a maioria das eSF não ofertam PIC, bons classificadores teriam que ter um trade-off privilegiando ainda mais a sensibilidade (taxa de verdadeiramente positivos) em relação a 1-especificidade (taxa de falsos positivos), para os valores iniciais de 1-especificidade (FAWCETT, 2006), como observamos no primeiro esquema. Nos 2º e 3º esquemas temos mais custos (taxa de falsos positivos) para conseguir ganhos (taxa de verdadeiramente positivos) do que no 1º esquema.

A análise das curvas ROC também nos permite observar que, no 3º esquema, os algoritmos tiveram performance semelhante. Além disso, no 2º esquema, o algoritmo de RF e RN tem um *trade-off* entre sensibilidade e 1-especificidade mais interessante para o problema em questão, prever a oferta de PICs pelas eSF.

Em geral todos os algoritmos tiveram boa performance em prever corretamente as eSF que ofertaram PICs no banco teste, isto é, tiveram elevada sensibilidade. Por outro lado, foram piores em prever quais eSF não ofertaram PICs, isto é, especificidade. O primeiro esquema foi o que apresentou maior especificidade, e o algoritmo LightGBM o maior balanceamento entre sensibilidade e especificidade neste esquema. Se fossemos utilizar um destes modelos para escolher eSF prioritárias para ações de políticas públicas, este deve ter alta especificidade, isto é, ser capaz de identificar corretamente equipes não vão ofertar PICs, pois estas serão alvo da intervenção. Estas equipes são as mais propensas à não-oferta de PICs, uma vez que possuem características próprias, da UBS e do município que limitam a criação de estruturas de oferta de PICs. Talvez o enviesamento dos algoritmos em relação à predição correta dos municípios ofertantes, em detrimento à predição correta dos não ofertantes, possa ser explicada pelo uso de variáveis em diversos níveis, eSF, UBS e município, enquanto a variável predita, oferta de PICs, ocorre em apenas um nível. Para prever a ausência de oferta o melhor modelo é o de RF, pois apresentou boa performance em termos de AAC e melhor balanceamento entre sensibilidade e especificidade. Para prever a oferta, LightGBM e XGBOOST também são opções relevantes.

A preferência por algoritmos baseados em árvore é corroborada pela análise da importância das variáveis para a predição. Em todas as análises os algoritmos baseados em árvore (RF e XGBOOST) identificaram um grupo semelhante de variáveis como principais

preditores da oferta de PICs pelas eSF<sup>41</sup>. O algoritmo de RF foi o que apresentou maior regularidade em termos dos preditores relevantes. Este algoritmo indicou como relevante, em todas as análises, as variáveis IDHM\_R, IDHM\_E, IDHM\_L, população total, número de agentes comunitários na UBS, índice de Gini, cobertura do município com eSF, e idade do gestor. Além disso, em todas as análises este grupo de variáveis possui uma importância superior às outras variáveis.

As análises de predição confirmam a importância da renda municipal e do tamanho da população para se compreender a oferta de PICs. Tais variáveis impactam diretamente a disponibilidade de recursos na saúde, como profissionais e recursos para capacitação de profissionais para ofertar PICs. Os resultados sugerem, assim, que as estruturas de oferta mais comuns na atenção primária são aquelas intensivas em capital.

As análises de predição também confirmam a relevância da educação e da desigualdade de renda em prever a oferta de PICs. O índice de desenvolvimento da educação e o índice de Gini podem estar associados a um maior poder da sociedade em efetivar suas demandas. Quanto maior o nível de instrução da população e menor a desigualdade de renda, maior será o poder, isto é, a capacidade de gerar mudanças desta população, tomando a definição de poder de Foucault (1982). Estas variáveis também estão relacionadas à maior eficiência nos gastos públicos, o que ajuda explicar a maior oferta de PICs.

Embora o número de ACS e o percentual de municípios cobertos com eSF não tenham apresentado uma associação elevada com a oferta de PICs (Figuras 6 e 8), estas variáveis mostraram-se relevantes na predição da oferta. Os dados da análise de predição sugerem, por sua vez, que há sim relevância dos ACS em ofertar PICs no SUS, corroborando os achados de Oliveira (2018). A importância da cobertura na predição de PICs também é coerente com todos os estudos apontando o papel primordial que as eSF têm em relação à oferta de PICs no Brasil, e com toda a literatura que aponta a relevância dos profissionais de saúde na oferta de PICs (BARBOSA et al., 2020a; BARROS; FRANCISCO; SOUSA, 2020; SOUSA; BARROS, 2018).

A característica do gestor da saúde com maior capacidade de predição da oferta de PICs foi a idade do gestor. Esta variável foi um preditor importante em todos os melhores algoritmos de todas as análises. Por outro lado, o grau de instrução do gestor apresentou baixa importância na predição da oferta de PICs.

---

<sup>41</sup> A estatística de importância das variáveis não está disponível para LightGBM no pipeline utilizado.

Na análise de ML utilizamos um conjunto amplo de bancos de dados para testar a relevância de diversas variáveis, ou características, na análise da predição da oferta de PICs no Brasil pelo SUS. Em todos os esquemas de predição desenhados as informações de diferentes bases de dados foram harmonizadas. No primeiro esquema, algumas variáveis tinham uma estrutura temporal coerente, porque IDHM, índice de Gini e características da gestão da saúde, por exemplo, foram mensuradas em períodos prévios aos ciclos do PMAQ. Por outro lado, no primeiro esquema, outras variáveis tinham uma natureza transversal com a informação sobre a oferta de PICs, como as variáveis de estrutura física e número de agentes comunitários de saúde. Já nos segundo e terceiro esquemas, utilizamos diferentes períodos para treinar e testar os algoritmos. Além disso, observamos uma relativa robustez na performance dos algoritmos, apesar de que nem todas as variáveis utilizadas no primeiro esquema puderam ser utilizadas nos esquemas subsequentes.

Nossa análise de predição possui limitações. Primeiro, a unificação de diferentes bases de dados levou à existência de valores ausentes (*missings*). Neste caso, o 3º esquema teve potencialmente mais viés, uma vez que o percentual de ausências chegou a 12% do banco de dados consolidado. Esta proporção foi bem menor para os 1º e 2º esquemas, que foi de 3% e 2%, respectivamente. O principal responsável pelas observações ausentes foram as UBS do Distrito Federal, que não possui prefeito, e, portanto, as informações dos gestores da saúde estão ausentes no banco de dados. A elevada ausência no 3º esquema ajuda a explicar por que a performance dos algoritmos foi um pouco menor neste esquema. Segundo, nossa análise restringiu-se a uma conjuntura econômica de desaceleração e de crise política, culminando em reações peculiares dos agentes envolvidos na demanda e oferta de PICs, em um contexto de corte de gastos na saúde. Dessa forma, os modelos criados podem não ser apropriados para uma análise preditiva atual, na qual observa-se uma retomada dos investimentos na saúde. Por fim, a variável desfecho não se refere ao quanto de PICs é ofertado pelas eSF, mas somente se há oferta ou não. Esta simplificação tem como hipótese subjacente que todas as PICs têm o mesmo comportamento, com preditores semelhantes. Mais estudos são necessários para avaliar se existem melhores modelos que se ajustam à oferta de PICs específicas.

## 6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Os resultados apresentados nesta tese permitem ampliar a reflexão sobre a capacidade de oferta de PICs dentro da atenção primária no SUS. Concluímos que a oferta de PICs cresceu entre 2012 e 2018, em todas as regiões brasileiras, mesmo em um ambiente de crise econômica e política na esfera federal, indicando que alguns municípios são capazes de criar estruturas de oferta mesmo em ambientes de restrição orçamentária e desestruturação de políticas públicas federais. Como esta capacidade não é generalizada, observamos que este crescimento não ocorreu sem iniquidades. O crescimento foi mais intenso na região Nordeste e de menor intensidade na região Norte.

De uma forma geral, apesar do crescimento da oferta de PICs, poucos brasileiros tiveram o direito de usufruir de estratégias de cuidados de saúde que não envolvessem apenas procedimentos e práticas alicerçadas no modelo biomédico. Este achado indica que ainda há desigualdade na oferta, e conseqüentemente no acesso, às PICs, violando-se direitos humanos à saúde em uma frente pouco discutida.

No plano municipal, a localização geográfica, o porte e o índice de desenvolvimento humano (IDHM) mostraram-se independentemente associados à oferta de PICs. Estas variáveis estão relacionadas à disponibilidade de recursos financeiros, humanos e físicos, necessários para a construção de estruturas de oferta de PICs. O IDHM também está relacionado à porção da oferta que é influenciada pela demanda, moldando a construção social da oferta de PICs. Das variáveis relacionadas às UBS, o principal fator associado foi a existência de internet, que está relacionada à disponibilidade de recursos financeiros e, também, a possibilidades de capacitação para os integrantes das eSF. Dessa forma, as ações recentes de ampliação do acesso à internet na região Norte, a mais vulnerável, pode interferir positivamente na oferta de PICs nos próximos anos.

Quando analisamos os fatores associados a nível de eSF, notamos que equipes mais organizadas do ponto de vista gerencial que, por exemplo, realizam planejamento, monitoramento e análise de indicadores, tiveram mais chances de ofertar PICs. A integração da eSF ao território também foi relevante, sugerindo que eSF que se relacionam com organizações de ensino e realizam atividades em escolas têm mais chances de ofertar PICs. Dessa forma, eSF menos capacitadas do ponto de vista gerencial também são prioritárias para ações de políticas públicas ou mesmo de ações de incentivo por parte de gestores.



Das características dos gestores, a única associada independentemente à oferta de PICs pelas eSF foi a sua formação. Observamos que quando os gestores municipais são formados em algumas áreas que não medicina, as eSF apresentam mais chances de ofertar PICs. Para melhorar a qualidade desta evidência, estimamos um modelo baseado em um gráfico acíclico direcionado (DAG), o que nos permitiu reafirmar esta associação em termos causais, sujeito a condições, para os casos de gestores formados em odontologia e psicologia.

Na análise de predição, com a abordagem de aprendizagem de máquina, observamos que, com diversas bases de dados disponíveis, é possível prever razoavelmente bem a oferta de PICs pelas eSF. Esta análise sugere que ações programáticas voltadas para o fomento da oferta de PICs devem centrar esforços iniciais em municípios menos populosos, situados principalmente nas regiões Norte e Centro-Oeste e com baixo desenvolvimento econômico, pois eles têm menor probabilidade de, por si só, criarem estruturas de oferta de PICs. Dentro desse subgrupo, as UBS prioritárias para ações de políticas públicas seriam aquelas com pior estrutura física, sem internet, cujas eSF não realizam ações com outras instituições no território e que não tem uma estrutura de gestão eficiente.

Por fim, salientamos que a relevância prática dos resultados dos modelos preditivos sofre com a descontinuidade do PMAQ, o que não permite atualizar as estimativas com novos dados, e assim termos indicativos mais relevantes para o momento político atual. Além disso, a análise de predição realizada nesta tese indica que outras variáveis precisam ser consideradas se o objetivo for prever muito bem a oferta de PICs pelas eSF, o que pode ser conseguido incluindo outras bases de dados organizadas pelo Ministério da Saúde, como os dados do Sistema de Informações Ambulatoriais (SAI) e do Cadastro Nacional de Estabelecimentos de Saúde (CNES). Pesquisas futuras podem investigar modelos preditivos de aprendizagem de máquina incorporando variáveis destes bancos de dados.

## 7 REFERÊNCIAS

AB SANTA CATARINA. **Secretaria de Estado da Saúde - Práticas Integrativas - Onde tem PICs?** Disponível em: <<https://www.saude.sc.gov.br/index.php/servicos/servicos-para-o-cidadao/1658-atencao-basica/nucleo-condicoes-cronicas/11700-praticas-integrativas-onde-tem-pics>>. Acesso em: 25 ago. 2022.

ALBUQUERQUE, L. V. DA C. et al. Complementary and Alternative Medicine Teaching: Evaluation of the Teaching-Learning Process of Integrative Practices in Brazilian Medical Schools. **Revista Brasileira de Educação Médica**, v. 43, p. 109–116, 14 out. 2019.

ANGRIST, J. D.; IMBENS, G. W.; RUBIN, D. B. Identification of Causal Effects Using Instrumental Variables. **Journal of the American Statistical Association**, v. 91, n. 434, p. 444–455, 1996.

ANGRIST, J. D.; PISCHKE, J.-S. **Mastering 'metrics: the path from cause to effect**. Princeton, New Jersey: Princeton University Press, 2015.

AYRES, J. R. Cuidado e reconstrução das práticas de saúde. Em: **Críticas e atuantes: ciências sociais e humanas em saúde na América Latina**. Rio de Janeiro, RJ: Editora Fiocruz, 2005.

AYRES, J. R. DE C. M. O cuidado, os modos de ser (do) humano e as práticas de saúde. **Saúde e Sociedade**, v. 13, p. 16–29, dez. 2004.

AZEVEDO, E. DE; PELICIONI, M. C. F. Práticas integrativas e complementares de desafios para a educação. **Trabalho, Educação e Saúde**, v. 9, p. 361–378, nov. 2011.

BANCO MUNDIAL. **World Bank Open Data**. Disponível em: <<https://data.worldbank.org>>. Acesso em: 17 maio. 2023.

BARBOSA, D.; FRANÇA JUNIOR, I. Preditores do acesso às práticas mente-corpo como tratamento no Brasil: um estudo de base populacional. **No prelo**, 2023.

BARBOSA, F. E. S. et al. 3. Oferta de Práticas Integrativas e Complementares em Saúde na Estratégia Saúde da Família no Brasil. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 36, p. e00208818, 2020a.

BARBOSA, F. E. S. et al. Abrangência territorial de pesquisas com interface em Práticas Integrativas e Complementares em Saúde na Estratégia de Saúde da Família do Brasil. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 36, 6 jul. 2020b.

BARBOSA, M. DE O. et al. A PRÁTICA DA MEDICINA TRADICIONAL NO BRASIL: UM RESGATE HISTÓRICO DOS TEMPOS COLONIAIS. **Revista Interdisciplinar de Estudos em Saúde**, p. 65–77, 4 jul. 2016.

BARROS, N. F. DE; FRANCISCO, P. M. S. B.; SOUSA, L. A. DE. Desapoio dos gestores e desinstitucionalização das Práticas Integrativas e Complementares no Sistema Único de Saúde. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 36, 6 jul. 2020.

BI, Q. et al. What is Machine Learning? A Primer for the Epidemiologist. **American Journal of Epidemiology**, v. 188, n. 12, p. 2222–2239, 31 dez. 2019.

BOCCOLINI, P. DE M. M. et al. Prevalence of complementary and alternative medicine use in Brazil: results of the National Health Survey, 2019. **BMC Complementary Medicine and Therapies**, v. 22, n. 1, p. 205, 2 ago. 2022.

BOCCOLINI, P. DE M. M.; BOCCOLINI, C. S. Prevalence of complementary and alternative medicine (CAM) use in Brazil. **BMC Complementary Medicine and Therapies**, v. 20, n. 1, p. 51, 13 fev. 2020.

BRANDÃO, M. G. L.; GOMES, C. G.; NASCIMENTO, A. M. Plantas Nativas da Medicina Tradicional Brasileira: Uso Atual e Necessidade de Proteção. 2006.

BRASIL. **Nota Técnica - Avaliação Externa do PMAQ 1º CICLO – 2011/2012**. Ministério da Saúde - Departamento de Atenção Básica, , 2015a. Disponível em: <[http://189.28.128.100/dab/docs/portaldab/documentos/nota\\_tecnica\\_1ciclo11\\_12.pdf](http://189.28.128.100/dab/docs/portaldab/documentos/nota_tecnica_1ciclo11_12.pdf). /docs/portaldab/documentos/nota\_tecnica\_1ciclo11\_12.pdf.>. Acesso em: 24 out. 2022

BRASIL. PORTARIA Nº 849, DE 27 DE MARÇO DE 2017.

BRASIL. PORTARIA Nº 702, DE 21 DE MARÇO DE 2018.

BRASIL. PORTARIA Nº 1.654, DE 19 DE JULHO DE 2011.

BRASIL, M. DA S. Política Nacional de Humanização - PNH. 2013.

**BRASIL. POLÍTICA NACIONAL DE PRÁTICAS INTEGRATIVAS E COMPLEMENTARES.** , 2006. Disponível em: <<https://bvsmms.saude.gov.br/bvs/publicacoes/pnpic.pdf>>. Acesso em: 24 ago. 2022

BRASIL, M. DA SAÚDE. M. DA P. E A. S. **Relatório da 8ª Conferência Nacional de Saúde.** , 1987. Disponível em: <[https://bvsmms.saude.gov.br/bvs/publicacoes/8\\_conferencia\\_nacional\\_saude\\_relatorio\\_final.pdf](https://bvsmms.saude.gov.br/bvs/publicacoes/8_conferencia_nacional_saude_relatorio_final.pdf)>. Acesso em: 22 mar. 2023

BRASIL, M. DA SAÚDE. S. DE A. À SAÚDE. D. DE A. B. **Política nacional de práticas integrativas e complementares no SUS : atitude de ampliação de acesso.** 2ª ed. Brasília, DF: Ministério da Saúde, 2015b.

CARVALHO, M. A. P. DE et al. Contribuições da terapia comunitária integrativa para usuários dos Centros de Atenção Psicossocial (CAPS): do isolamento à sociabilidade libertadora. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 29, n. 10, p. 2028–2038, out. 2013.

CASSEB, T. F. et al. A atuação de residentes em saúde da família na avaliação externa do 3º ciclo do PMAQ-AQ no Pará. **Anais do Congresso de Educação em Saúde da Amazônia (COESA)**, 2019.

CASTRO, R. C. L. DE; KNAUTH, D. R. Associação entre a abordagem médica centrada na pessoa e a satisfação com a consulta em atenção primária à saúde. **Revista Brasileira de Medicina de Família e Comunidade**, v. 16, n. 43, p. 2702–2702, 30 maio 2021.

CASTRO, M. C. et al. Brazil's unified health system: the first 30 years and prospects for the future. **The Lancet**, v. 394, n. 10195, p. 345–356, 27 jul. 2019.

CORREIA, L. O. DOS S.; PADILHA, B. M.; VASCONCELOS, S. M. L. Métodos para avaliar a completude dos dados dos sistemas de informação em saúde do Brasil: uma revisão sistemática. **Ciência & Saúde Coletiva**, v. 19, n. 11, p. 4467–4478, nov. 2014.

DE SIMONI, C.; BENEVIDES, I.; BARROS, N. F. DE. 1. As Práticas Integrativas e Complementares no SUS: realidade e desafios após dois anos de publicação da PNPIC. **Rev. bras. saúde fam**, p. 70–76, 2008.

DING, P.; VANDERWEELE, T. J. Sensitivity Analysis Without Assumptions. **Epidemiology (Cambridge, Mass.)**, v. 27, n. 3, p. 368–377, maio 2016.

DWAMENA, F. et al. Interventions for providers to promote a patient-centred approach in clinical consultations. **The Cochrane Database of Systematic Reviews**, v. 12, p. CD003267, 12 dez. 2012.

ELANI, H. W. et al. Predictors of tooth loss: A machine learning approach. **PLOS ONE**, v. 16, n. 6, p. e0252873, 18 jun. 2021.

ENGEL, G. L. The need for a new medical model: a challenge for biomedicine. **Science**, v. 196, n. 4286, p. 129–136, 8 abr. 1977.

FAWCETT, T. An introduction to ROC analysis. **Pattern Recognition Letters, ROC Analysis in Pattern Recognition**. v. 27, n. 8, p. 861–874, 1 jun. 2006.

FOUCAULT, M. The Subject and Power. **Critical Inquiry**, v. 8, n. 4, p. 777–795, 1982.

FOUCAULT, M. The Crisis of Medicine or the Crisis of Antimedicine? **Foucault Studies**, p. 5–19, 1 dez. 2004.

FRASS, M. et al. Use and Acceptance of Complementary and Alternative Medicine Among the General Population and Medical Personnel: A Systematic Review. v. 12, 2012.

FREUND, Y.; SCHAPIRE, R. E. A Short Introduction to Boosting. 1999.

GALHARDI, W. M. P.; BARROS, N. F. DE; LEITE-MOR, A. C. M. B. O conhecimento de gestores municipais de saúde sobre a Política Nacional de Prática Integrativa e Complementar e sua influência para a oferta de homeopatia no Sistema Único de Saúde local. **Ciência & Saúde Coletiva**, v. 18, n. 1, p. 213–220, jan. 2013.

GÉRON, A. **Mãos à Obra Aprendizado de Máquina com Scikit-Learn e TensorFlow**. Place of publication not identified: Alta Books, 2019.

GONÇALVES, R. P. et al. PROFISSIONAIS DA ÁREA DE SAÚDE PÚBLICA: ATITUDES, CONHECIMENTOS E EXPERIÊNCIAS EM RELAÇÃO A PRÁTICAS MÉDICAS NÃO-CONVENCIONAIS. **Revista de APS**, v. 11, n. 4, 23 set. 2008.

GREENLAND, S.; PEARL, J.; ROBINS, J. M. Causal Diagrams for Epidemiologic Research. **Epidemiology**, v. 10, n. 1, p. 37–48, jan. 1999.

GU, A.; YOO, H. I. vcemway: A one-stop solution for robust inference with multiway clustering. **The Stata Journal**, v. 19, n. 4, p. 900–912, 1 dez. 2019.

GUANAIS, F.; MACINKO, J. Primary care and avoidable hospitalizations: evidence from Brazil. **The Journal of Ambulatory Care Management**, v. 32, n. 2, p. 115–122, jun. 2009.

HARRIS, P. E. et al. Prevalence of complementary and alternative medicine (CAM) use by the general population: a systematic review and update. **International Journal of Clinical Practice**, v. 66, n. 10, p. 924–939, 2012.

HASTIE, T.; TIBSHIRANI, R.; FRIEDMAN, J. H. **The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction**. Second edition, corrected ed. New York: Springer, 2008.

HE, H.; MA, Y. (EDS.). **Imbalanced Learning: Foundations, Algorithms, and Applications**. 1. ed. [s.l.] Wiley, 2013.

HONE, T. et al. Effect of economic recession and impact of health and social protection expenditures on adult mortality: a longitudinal analysis of 5565 Brazilian municipalities. **The Lancet Global Health**, v. 7, n. 11, p. e1575–e1583, 1 nov. 2019.

HOSMER, D. W.; LEMESHOW, S.; STURDIVANT, R. X. **Applied logistic regression**. Third edition ed. Hoboken, New Jersey: Wiley, 2013.

IMBENS, G.; RUBIN, D. B. **Causal inference for statistics, social, and biomedical sciences: an introduction**. New York: Cambridge University Press, 2015.

JAMES, G. et al. **An introduction to statistical learning: with applications in R**. First edition ed. Boston: Springer, 2013.

JANES, C. R. The health transition, global modernity and the crisis of traditional medicine: the Tibetan case. **Social Science & Medicine**, v. 48, n. 12, p. 1803–1820, 1 jun. 1999.

JENI, L. A.; COHN, J. F.; DE LA TORRE, F. **Facing Imbalanced Data—Recommendations for the Use of Performance Metrics**. 2013 Humaine Association Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction. **Anais...** Em: 2013 HUMAINE ASSOCIATION CONFERENCE ON AFFECTIVE COMPUTING AND INTELLIGENT INTERACTION. set. 2013.

KEENE, M. R. et al. Knowledge, attitudes and practices of health professionals toward complementary and alternative medicine in cancer care – a systematic review. **Journal of Communication in Healthcare**, v. 13, n. 3, p. 205–218, 2 jul. 2020.

KING, G.; KEOHANE, R. O.; VERBA, S. **Designing social inquiry: scientific inference in qualitative research**. New edition ed. Princeton, New Jersey: Princeton University Press, 2021.

LANCET, T. Complementary medicine: time for critical engagement. **The Lancet**, v. 356, n. 9247, p. 2023, 16 dez. 2000.

LEE, E. L. et al. Prevalence of Use of Traditional, Complementary and Alternative Medicine by the General Population: A Systematic Review of National Studies Published from 2010 to 2019. **Drug Safety**, v. 45, n. 7, p. 713–735, 1 jul. 2022.

LEMOS, M. P. K.; LUIZA, V. L. Política de Práticas Integrativas em Saúde do DF-Brasil: Estudo de Avaliabilidade. **Saúde em Debate**, v. 47, p. 116–132, 30 jun. 2023.

LIMA, K. M. S. V.; SILVA, K. L.; TESSER, C. D. Práticas integrativas e complementares e relação com promoção da saúde: experiência de um serviço municipal de saúde. **Interface - Comunicação, Saúde, Educação**, v. 18, p. 261–272, 10 mar. 2014.

LOSSO, L. N.; FREITAS, S. F. T. DE. Avaliação do grau da implantação das práticas integrativas e complementares na Atenção Básica em Santa Catarina, Brasil. **Saúde em Debate**, v. 41, p. 171–187, set. 2017.

LUZ, M. T.; BARROS, N. F. DE (EDS.). **Racionalidades médicas e práticas integrativas em saúde: estudos teóricos e empíricos**. 1a ed ed. Rio de Janeiro: CEPESC/IMS-UERJ/ABRASCO, 2012.

MACINKO, J.; HARRIS, M. J.; ROCHA, M. G. Brazil's National Program for Improving Primary Care Access and Quality (PMAQ): Fulfilling the Potential of the World's Largest Payment for Performance System in Primary Care. **The Journal of Ambulatory Care Management**, v. 40, p. S4, jun. 2017.

MARTINELLI, E. P. DE S. **Qualidade dos serviços de atenção ao pré-natal, puerpério e à criança menor de dois anos no Distrito Federal - DF : análise dos dados do PMAQ-AB**. Brasília: Universidade de Brasília, 14 ago. 2019.

MATTOS, G. et al. Plantas medicinais e fitoterápicos na Atenção Primária em Saúde: percepção dos profissionais. **Ciência & Saúde Coletiva**, v. 23, p. 3735–3744, 2018.

MCGOWAN, L. D. **Improving Modern Techniques of Causal Inference: Finite Sample Performance of ATM and ATO Doubly Robust Estimators, Variance Estimation for ATO Estimators, and Contextualized Tipping Point Sensitivity Analyses for Unmeasured Confounding**. [s.l.: s.n.].

MEC. **Instituições Credenciadas**. Disponível em: <<http://portal.mec.gov.br/instituicoes-credenciadas>>. Acesso em: 28 abr. 2023.

MENDES, Á.; MARQUES, R. M. O financiamento da Atenção Básica e da Estratégia Saúde da Família no Sistema Único de Saúde. **Saúde em Debate**, v. 38, p. 900–916, dez. 2014.

MENDES, E. V. et al. **A CONSTRUÇÃO SOCIAL DA ATENÇÃO PRIMÁRIA À SAÚDE**. 2. ed. [s.l.] CONASS, 2019.

MINISTÉRIO DA SAÚDE. PORTARIA Nº 2.488, DE 21 DE OUTUBRO DE 2011. . 2011.

MINISTÉRIO DA SAÚDE. PORTARIA Nº 3.124, DE 28 DE DEZEMBRO DE 2012. . 2012.

MINISTÉRIO DA SAÚDE. **Glossário Temático: Práticas integrativas e complementares em saúde**. Brasília, DF: MS, 2018.

NAGAI, S. C.; QUEIROZ, M. DE S. 2. Medicina complementar e alternativa na rede básica de serviços de saúde: uma aproximação qualitativa. **Ciência & Saúde Coletiva**, v. 16, p. 1793–1800, mar. 2011.

NG, J. Y. et al. Operational definition of complementary, alternative, and integrative medicine derived from a systematic search. **BMC Complementary Medicine and Therapies**, v. 22, n. 1, p. 104, 12 abr. 2022.

OLIVEIRA, M. C. S. DE. **As (in)visibilidades do lian gong na atenção primária em saúde.** [s.l: s.n.].

OLIVEIRA, R. A. D. DE et al. Barreiras de acesso aos serviços em cinco Regiões de Saúde do Brasil: percepção de gestores e profissionais do Sistema Único de Saúde. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 35, 31 out. 2019a.

OLIVEIRA, V. B. et al. Apresentando a potência do Nasf na reorientação do fazer saúde na Atenção Básica. Em: **O Nasf e o trabalho na Atenção Básica à Saúde**. Coleção Fazer Saúde. Rio de Janeiro: Fiocruz, 2019b. p. 157.

OPAS. **Medicinas tradicionais, complementares e integrativas - OPAS/OMS | Organização Pan-Americana da Saúde.** Disponível em: <<https://www.paho.org/pt/topicos/medicinas-tradicionais-complementares-e-integrativas>>. Acesso em: 20 ago. 2023.

PAIM, J. et al. The Brazilian health system: history, advances, and challenges. **The Lancet**, v. 377, n. 9779, p. 1778–1797, 21 maio 2011.

PAIM, J. SILVA. **O que é o SUS**. Rio de Janeiro: Fiocruz, 2009.

PEARL, J. Causal diagrams for empirical research. **Biometrika**, v. 82, n. 4, p. 669–688, 1 dez. 1995.

PEARL, J. Causal inference in statistics: An overview. **Statistics Surveys**, v. 3, p. 96–146, 2009.

PEARL, J. **Causality : models, reasoning, and inference**. [s.l: s.n.].

PINTO, I. C. DE M.; VIEIRA-DA-SILVA, L. M.; BAPTISTA, T. V. DE F. Ciclo de uma política pública de saúde: problematização, institucionalização, formulação, implementação e avaliação. Em: **Saúde Coletiva: Teoria e Prática**. 1ª ed ed. Rio de Janeiro, RJ: Medbook, 2014.

PINTO, R. M.; DA SILVA, S. B.; SORIANO, R. Community Health Workers in Brazil's Unified Health System: A framework of their praxis and contributions to patient health behaviors. **Social Science & Medicine**, Part Special Issue: Migration, “illegality”, and health: Mapping embodied vulnerability and debating health-related deservingness. v. 74, n. 6, p. 940–947, 1 mar. 2012.

RASELLA, D. et al. Child morbidity and mortality associated with alternative policy responses to the economic crisis in Brazil: A nationwide microsimulation study. **PLOS Medicine**, v. 15, n. 5, p. e1002570, 22 maio 2018.

RIQUIERI, M. R. L. ENTRE DADOS, PASSOS E RELATOS: A EXPERIÊNCIA DA COLETA DE DADOS DO PMAQ NO ESPÍRITO SANTO. **Revista Gestão & Saúde**, v. 10, n. 2, p. 246–260, 23 maio 2019.

ROTHMAN, K. J. et al. **Modern epidemiology**. Fourth edition ed. Philadelphia: Wolters Kluwer / Lippincott Williams & Wilkins, 2021.

ROTHMAN, K. J.; GREENLAND, S.; LASH, T. L. **Modern epidemiology**. 3rd ed ed. Philadelphia: Lippincott Williams et Wilkins, 2008.

RUBIN, D. B. Estimating causal effects of treatments in randomized and nonrandomized studies. **Journal of Educational Psychology**, v. 66, n. 5, p. 688–701, 1974.

RUBIN, D. B. Bayesian Inference for Causal Effects: The Role of Randomization. **The Annals of Statistics**, v. 6, n. 1, p. 34–58, 1978.

SAKO, T. A. et al. Práticas integrativas e complementares no sistema único de saúde - uma revisão de literatura. **Concilium**, v. 22, n. 6, p. 1025–1048, 3 nov. 2022.

SAMMUT, C.; WEBB, G. I. (EDS.). **Encyclopedia of Machine Learning and Data Mining**. Boston, MA: Springer US, 2017.

SANTANA, I. R. et al. Need, demand, supply in health care: working definitions, and their implications for defining access. **Health Economics, Policy and Law**, v. 18, n. 1, p. 1–13, jan. 2023.

SANTOS, B. DE S. Uma concepção multicultural de direitos humanos. **Lua Nova: Revista de Cultura e Política**, p. 105–124, 1997.

SANTOS, H. G. DOS. **Comparação da performance de algoritmos de machine learning para a análise preditiva em saúde pública e medicina**. Doutorado em Epidemiologia—São Paulo: Universidade de São Paulo, 9 out. 2018.

SANTOS, M. C.; TESSER, C. D. Um método para a implantação e promoção de acesso às Práticas Integrativas e Complementares na Atenção Primária à Saúde. **Ciência & Saúde Coletiva**, v. 17, p. 3011–3024, nov. 2012.

SEWITCH, M. J. et al. A Literature Review of Health Care Professional Attitudes Toward Complementary and Alternative Medicine. **Complementary health practice review**, v. 13, n. 3, p. 139–154, 1 out. 2008.

SHMUELI, G. To Explain or to Predict? **Statistical Science**, v. 25, n. 3, p. 289–310, ago. 2010.

SOUSA, I. M. C. DE et al. 1. Práticas integrativas e complementares: oferta e produção de atendimentos no SUS e em municípios selecionados. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 28, p. 2143–2154, nov. 2012.

SOUSA, I. M. C. DE; TESSER, C. D. Medicina Tradicional e Complementar no Brasil: inserção no Sistema Único de Saúde e integração com a atenção primária. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 33, n. 1, 2017.

SOUSA, I. M. C. DE; VIEIRA, A. L. S. Serviços públicos de saúde e medicina alternativa. **Ciência & Saúde Coletiva**, v. 10, p. 255–266, dez. 2005.

SOUSA, L. A. DE; BARROS, N. F. DE. Práticas Integrativas e Complementares no Sistema Único de Saúde: avanços e desafios. **Revista Latino-Americana de Enfermagem**, v. 26, 17 set. 2018.



TENNANT, P. W. G. et al. Dagitty and directed acyclic graphs in observational research: a critical review. **J Epidemiol Community Health**, v. 71, n. Suppl 1, p. A43–A43, 1 set. 2017.

TESSER, C. D.; SOUSA, I. M. C. DE; NASCIMENTO, M. C. DO. Práticas Integrativas e Complementares na Atenção Primária à Saúde brasileira. **Saúde em Debate**, v. 42, p. 174–188, set. 2018.

TEXTOR, J. et al. 6 - Robust causal inference using directed acyclic graphs: the R package ‘dagitty’. **International Journal of Epidemiology**, v. 45, n. 6, p. 1887–1894, 1 dez. 2016.

UN. **International Covenant on Economic, Social and Cultural Rights**. Disponível em: <<https://www.ohchr.org/en/instruments-mechanisms/instruments/international-covenant-economic-social-and-cultural-rights>>. Acesso em: 24 mar. 2023.

UN, C. ON E., Social and Cultural Rights. **General comment No. 3: The nature of States parties’ obligations**, 1990. Disponível em: <<https://www.refworld.org/pdfid/4538838e10.pdf>>. Acesso em: 2 fev. 2023

UN, C. ON E., Social and Cultural Rights. **General comment No. 14: The right to the highest attainable**, 2000. Disponível em: <<https://www.refworld.org/pdfid/4538838d0.pdf>>. Acesso em: 3 fev. 2023

VANDERWEELE, T. J.; DING, P. Sensitivity Analysis in Observational Research: Introducing the E-Value. **Annals of Internal Medicine**, v. 167, n. 4, p. 268–274, 15 ago. 2017.

VENTRIGLIO, A.; BHUGRA, D. Descartes’ dogma and damage to Western psychiatry. **Epidemiology and Psychiatric Sciences**, v. 24, n. 5, p. 368–370, out. 2015.

VICTORA, C. G. et al. 2) The role of conceptual frameworks in epidemiological analysis: a hierarchical approach. **International journal of epidemiology**, v. 26, n. 1, p. 224–227, 1997.

VIEIRA, L. DE O.; MARTINS FILHO, I. E. Secretários de saúde e aspectos relacionados à gestão das Práticas Integrativas e Complementares. **Saúde e Sociedade**, v. 31, p. e210698pt, 10 out. 2022.

VOLPATO, G. L. O método lógico para redação científica. **Revista Eletrônica de Comunicação, Informação & Inovação em Saúde**, v. 9, n. 1, 2015.

WADE, C. **Hands-On Gradient Boosting with XGBoost and scikit-learn: Perform accessible machine learning and extreme gradient boosting with Python**. [s.l.] Packt Publishing, 2020.

WADE, D. T.; HALLIGAN, P. W. 6.2 Do biomedical models of illness make for good healthcare systems? **BMJ**, v. 329, n. 7479, p. 1398–1401, 9 dez. 2004.

WHO. **WHO global report on traditional and complementary medicine 2019**. [s.l.] World Health Organization, 2019.

WHO, W. H. O. **Declaration of Alma-Ata**, 1978. Disponível em: <<https://www.who.int/teams/social-determinants-of-health/declaration-of-alma-ata>>. Acesso em: 22 mar. 2023

WHO, W. H. O. **Economic crisis, health systems and health in Europe: impact and implications for policy**. [s.l.] World Health Organization. Regional Office for Europe, 2014.

WIENS, J.; SHENOY, E. S. Machine Learning for Healthcare: On the Verge of a Major Shift in Healthcare Epidemiology. **Clinical Infectious Diseases**, v. 66, n. 1, p. 149–153, 6 jan. 2018.

WOODWARD, D. et al. Globalization and health: a framework for analysis and actionV. **Bulletin of the World Health Organization**, 2001.

## 8 ANEXOS

## ANEXO A – DISTRIBUIÇÃO TEMPORAL DA OFERTA DE PICs PELAS eSF NOS TRÊS CICLOS DO PMAQ.

	N	Tem graduação, N = 78,672	Não tem graduação, N = 7,918	p-value
<b>Oferece PIC</b>	86,590			<0.001
Nao		59,286 (75%)	6,671 (84%)	
Sim		19,386 (25%)	1,247 (16%)	
Ausências		0	0	
<b>Med. Antroposófica</b>	30,523			<0.001
Nao		26,478 (99%)	3,803 (100%)	
Sim		230 (0.9%)	12 (0.3%)	
Ausências		51,964	4,103	
<b>Ayurveda</b>	69,388			<0.001
Nao		61,303 (100%)	7,910 (100%)	
Sim		170 (0.3%)	5 (<0.1%)	
Ausências		17,199	3	
<b>Termalismo/Crenoterapia</b>	30,523			0.4
Nao		26,648 (100%)	3,804 (100%)	
Sim		60 (0.2%)	11 (0.3%)	
Ausências		51,964	4,103	
<b>Acupuntura</b>	30,523			<0.001
Nao		25,215 (94%)	3,725 (98%)	
Sim		1,493 (5.6%)	90 (2.4%)	
Ausências		51,964	4,103	
<b>Auriculoterapia</b>	69,388			<0.001
Nao		54,913 (89%)	7,519 (95%)	
Sim		6,560 (11%)	396 (5.0%)	
Ausências		17,199	3	
<b>Práticas Mente-Corpo</b>	30,523			<0.001
Nao		24,675 (92%)	3,781 (99%)	
Sim		2,033 (7.6%)	34 (0.9%)	
Ausências		51,964	4,103	
<b>Yoga</b>	69,388			<0.001
Nao		59,949 (98%)	7,822 (99%)	
Sim		1,524 (2.5%)	93 (1.2%)	
Ausências		17,199	3	
<b>Plantas Mediciniais</b>	30,523			<0.001
Nao		25,022 (94%)	3,647 (96%)	
Sim		1,686 (6.3%)	168 (4.4%)	
Ausências		51,964	4,103	
<b>Homeopatia</b>	47,725			<0.001
Nao		42,284 (96%)	3,774 (99%)	
Sim		1,623 (3.7%)	44 (1.2%)	
Ausências		34,765	4,100	
<b>Naturelogia</b>	69,388			0.4
Nao		60,809 (99%)	7,838 (99%)	
Sim		664 (1.1%)	77 (1.0%)	
Ausências		17,199	3	
<b>Osteopatia</b>	38,865			0.002
Nao		34,532 (99%)	4,089 (100%)	
Sim		233 (0.7%)	11 (0.3%)	
Ausências		43,907	3,818	
<b>Quiropraxia</b>	38,865			0.5

	<b>N</b>	<b>Tem graduação, N = 78,672</b>	<b>Não tem graduação, N = 7,918</b>	<b>p-value</b>
Nao		34,508 (99%)	4,074 (99%)	
Sim		257 (0.7%)	26 (0.6%)	
Ausências		43,907	3,818	
<b>Reiki</b>	69,388			<0.001
Nao		60,412 (98%)	7,855 (99%)	
Sim		1,061 (1.7%)	60 (0.8%)	
Ausências		17,199	3	
<b>Terapia com argila</b>	69,388			0.092
Nao		61,063 (99%)	7,875 (99%)	
Sim		410 (0.7%)	40 (0.5%)	
Ausências		17,199	3	
<b>Arteterapia</b>	69,388			<0.001
Nao		58,960 (96%)	7,794 (98%)	
Sim		2,513 (4.1%)	121 (1.5%)	
Ausências		17,199	3	
<b>Biodança</b>	69,388			<0.001
Nao		59,899 (97%)	7,813 (99%)	
Sim		1,574 (2.6%)	102 (1.3%)	
Ausências		17,199	3	
<b>Dança Circular</b>	69,388			<0.001
Nao		58,826 (96%)	7,757 (98%)	
Sim		2,647 (4.3%)	158 (2.0%)	
Ausências		17,199	3	
<b>Terapia Comunitária</b>	69,388			<0.001
Nao		56,591 (92%)	7,607 (96%)	
Sim		4,882 (7.9%)	308 (3.9%)	
Ausências		17,199	3	
<b>Terapia com Florais</b>	69,388			<0.001
Nao		60,161 (98%)	7,822 (99%)	
Sim		1,312 (2.1%)	93 (1.2%)	
Ausências		17,199	3	
<b>Musicoterapia</b>	69,388			<0.001
Nao		58,575 (95%)	7,632 (96%)	
Sim		2,898 (4.7%)	283 (3.6%)	
Ausências		17,199	3	
<b>Do-in/Shi../Mass../Refl..</b>	69,388			<0.001
Nao		60,002 (98%)	7,816 (99%)	
Sim		1,471 (2.4%)	99 (1.3%)	
Ausências		17,199	3	
<b>Terapia Rio Aberto</b>	69,388			<0.001
Nao		61,227 (100%)	7,906 (100%)	
Sim		246 (0.4%)	9 (0.1%)	
Ausências		17,199	3	
<b>Talassoterapia</b>	69,388			<0.001
Nao		61,290 (100%)	7,909 (100%)	
Sim		183 (0.3%)	6 (<0.1%)	
Ausências		17,199	3	
<b>Shantala</b>	69,388			<0.001
Nao		57,538 (94%)	7,655 (97%)	
Sim		3,935 (6.4%)	260 (3.3%)	
Ausências		17,199	3	
<b>Outras PIC</b>	30,523			<0.001
Nao		24,171 (91%)	3,639 (95%)	
Sim		2,537 (9.5%)	176 (4.6%)	
Ausências		51,964	4,103	

<sup>1</sup> n (%)

<sup>2</sup> Pearson's Chi-squared test

## ANEXO B - DISTRIBUIÇÃO DAS VARIÁVEIS INDEPENDENTES EM RELAÇÃO À OFERTA DE PIC

Características	PMAQ 1			PMAQ 2			PMAQ 3					
	N	Não oferta PIC, N = 13,993	Oferta PIC, N = 3,209	P- value	N	Não oferta PIC, N = 24,857	Oferta PIC, N = 5,666	P- value	N	Não oferta PIC, N = 27,107	Oferta PIC, N = 11,758	P- value
<b>Equipe recebe ediac. permanente</b>	17.202			<0.001	30.523			<0.001	38.865			<0.001
Nao		2,940 (21%)	305 (9.5%)			3,849 (15%)	211 (3.7%)					
Sim		11,053 (79%)	2,904 (90%)			21,008 (85%)	5,455 (96%)					
Ausências		0	0			0	0					
<b>Equipe realiza planejamento</b>	17.202			<0.001	30.523			<0.001	38.865			<0.001
Nao		2,077 (15%)	228 (7.1%)			4,358 (18%)	885 (16%)				156 (1.3%)	
Sim		11,916 (85%)	2,981 (93%)			20,499 (82%)	4,781 (84%)				11,602 (99%)	
Ausências		0	0			0	0				0	
<b>Equipe realiza monitoramento</b>	17.202			<0.001	30.523			<0.001	38.865			<0.001
Nao		2,881 (21%)	407 (13%)			3,837 (15%)	323 (5.7%)				661 (5.6%)	
Sim		11,112 (79%)	2,802 (87%)			21,020 (85%)	5,343 (94%)				11,097 (94%)	
Ausências		0	0			0	0				0	
<b>Equipe tem apoio da gestão</b>	17.202			<0.001	30.523			<0.001	38.865			<0.001
Nao		3,188 (23%)	608 (19%)			4,676 (19%)	707 (12%)				672 (5.7%)	
Sim		10,805 (77%)	2,601 (81%)			20,181 (81%)	4,959 (88%)				11,086 (94%)	
Ausências		0	0			0	0				0	
<b>Equipe tem apoio do NASF</b>	17.202			<0.001	30.523			<0.001	38.865			<0.001
Nao		1,776 (13%)	205 (6.4%)			11,870 (48%)	1,496 (26%)				2,040 (17%)	
Sim		12,217 (87%)	3,004 (94%)			12,987 (52%)	4,170 (74%)				17,495 (65%)	
Ausências		0	0			0	0				0	
<b>N. de ACS na UBS</b>	17.070			<0.001	29.967			<0.001	38.865			<0.001
1		6 (5, 9)	7 (6, 14)			7 (5, 10)	11 (6, 21)				0	
Ausências		108	24			555	1				0	
<b>UBS tem internet</b>	17.108			<0.001	29.967			<0.001	38.865			<0.001
1		6,664 (48%)	2,126 (67%)			12,220 (50%)	4,410 (78%)				2,040 (17%)	
2		7,249 (52%)	1,069 (33%)			12,082 (50%)	1,255 (22%)				9,718 (83%)	
Ausências		80	14			555	1				0	
<b>UBS tem carro</b>	17.107			<0.001	29.967			<0.001	38.865			<0.001
1		10,164 (73%)	2,196 (69%)			15,920 (66%)	3,430 (61%)				0	

Características	PIAQ 1			PIAQ 2			PIAQ 3					
	N	Não oferta PIC, N = 13,993	Oferta PIC, N = 3,209	P- value	N	Não oferta PIC, N = 24,857	Oferta PIC, N = 5,666	P- value	N	Não oferta PIC, N = 27,107	Oferta PIC, N = 11,758	P- value
2												
Ausências	17,196	3,749 (2.7%) 80	998 (31%) 15	<0.001	30,516	8,382 (34%) 555	2,235 (39%) 1	<0.001	38,858	27,107	11,758	<0.001
<b>Escolaridade do gestor da saúde</b>												
Pos-graduação		6,771 (48%)	1,783 (56%)		13,033 (52%)	4,231 (75%)			15,234 (56%)	7,469 (64%)		
Menos que ensino médio		309 (2.2%)	45 (1.4%)		353 (1.4%)	54 (1.0%)			223 (0.8%)	79 (0.7%)		
Ensino Médio		2,199 (16%)	295 (9.2%)		3,070 (12%)	331 (5.8%)			3,008 (11%)	783 (6.7%)		
Ensino Superior		4,708 (34%)	1,086 (34%)		8,394 (34%)	1,050 (19%)			8,635 (32%)	3,427 (29%)		
Ausências		6	0		7	0			7	0		
<b>O gestor é da área da saúde</b>	17,199			0,047	26,708			<0.001	34,765			<0.001
Não		8,475 (61%)	1,883 (59%)		10,102 (47%)	2,828 (54%)			17,804 (75%)	7,078 (65%)		
Sim		5,515 (39%)	1,326 (41%)		11,325 (53%)	2,453 (46%)			6,065 (25%)	3,818 (35%)		
Ausências		3	0		3,430	385			3,238	862		
<b>Sexo do gestor</b>	17,195			<0.001	30,520			<0.001	38,858			<0.001
Feminino		6,005 (43%)	962 (30%)		11,741 (47%)	1,720 (30%)			13,262 (49%)	5,113 (43%)		
Masculino		7,981 (57%)	2,247 (70%)		13,113 (53%)	3,946 (70%)			13,838 (51%)	6,645 (57%)		
Ausências		7	0		3	0			7	0		
<b>Idade do gestor</b>	17,028				30,251				38,386			
19		2 (<0.1%)	0 (0%)		6 (<0.1%)	0 (0%)			2 (<0.1%)	0 (0%)		
21		2 (<0.1%)	0 (0%)		1 (<0.1%)	1 (<0.1%)			5 (<0.1%)	6 (<0.1%)		
22		4 (<0.1%)	0 (0%)		5 (<0.1%)	0 (0%)			9 (<0.1%)	2 (<0.1%)		
23		27 (0.2%)	4 (0.1%)		33 (0.1%)	2 (<0.1%)			19 (<0.1%)	8 (<0.1%)		
24		29 (0.2%)	2 (<0.1%)		17 (0.4%)	3 (<0.1%)			37 (0.1%)	7 (<0.1%)		
25		68 (0.5%)	7 (0.2%)		171 (0.7%)	8 (0.1%)			49 (0.2%)	14 (0.1%)		
26		121 (0.9%)	12 (0.4%)		189 (0.8%)	17 (0.3%)			124 (0.5%)	38 (0.3%)		
27		101 (0.7%)	16 (0.5%)		322 (1.3%)	18 (0.3%)			209 (0.8%)	65 (0.6%)		
28		189 (1.4%)	31 (1.0%)		333 (1.4%)	33 (0.6%)			283 (1.1%)	96 (0.8%)		
29		270 (1.9%)	32 (1.0%)		338 (1.4%)	42 (0.7%)			318 (1.2%)	119 (1.0%)		
30		258 (1.9%)	44 (1.4%)		418 (1.7%)	58 (1.0%)			438 (1.6%)	142 (1.2%)		
31		270 (1.9%)	28 (0.9%)		522 (2.1%)	74 (1.3%)			652 (2.4%)	144 (1.3%)		
32		265 (1.9%)	41 (1.3%)		678 (2.8%)	73 (1.3%)			708 (2.6%)	184 (1.6%)		
33		343 (2.5%)	29 (0.9%)		663 (2.7%)	80 (1.4%)			1,001 (3.7%)	341 (3.0%)		

Características	PIAAQ 1				PIAAQ 2				PIAAQ 3				
	N	Não oferta PIC, N = 13,993	Oferta PIC, N = 3,209	P- value	N	Não oferta PIC, N = 24,857	Oferta PIC, N = 5,666	P- value	N	Não oferta PIC, N = 27,107	Oferta PIC, N = 11,758	P- value	
	34	347 (2.5%)	41 (1.3%)	668 (2.7%)	67 (1.2%)	794 (3.0%)	286 (2.5%)	34	347 (2.5%)	41 (1.3%)	668 (2.7%)	67 (1.2%)	794 (3.0%)
35	383 (2.8%)	57 (1.8%)	1,158 (4.7%)	498 (8.8%)	940 (3.5%)	322 (2.8%)	35	383 (2.8%)	57 (1.8%)	1,158 (4.7%)	498 (8.8%)	940 (3.5%)	322 (2.8%)
36	416 (3.0%)	90 (2.9%)	701 (2.8%)	107 (1.9%)	923 (3.4%)	316 (2.7%)	36	416 (3.0%)	90 (2.9%)	701 (2.8%)	107 (1.9%)	923 (3.4%)	316 (2.7%)
37	289 (2.1%)	49 (1.6%)	755 (3.1%)	119 (2.1%)	861 (3.2%)	382 (3.3%)	37	289 (2.1%)	49 (1.6%)	755 (3.1%)	119 (2.1%)	861 (3.2%)	382 (3.3%)
38	316 (2.3%)	57 (1.8%)	837 (3.4%)	83 (1.5%)	879 (3.3%)	316 (2.7%)	38	316 (2.3%)	57 (1.8%)	837 (3.4%)	83 (1.5%)	879 (3.3%)	316 (2.7%)
39	297 (2.1%)	55 (1.7%)	741 (3.0%)	116 (2.1%)	744 (2.8%)	176 (1.5%)	39	297 (2.1%)	55 (1.7%)	741 (3.0%)	116 (2.1%)	744 (2.8%)	176 (1.5%)
40	346 (2.5%)	45 (1.4%)	755 (3.1%)	69 (1.2%)	1,101 (4.1%)	338 (2.9%)	40	346 (2.5%)	45 (1.4%)	755 (3.1%)	69 (1.2%)	1,101 (4.1%)	338 (2.9%)
41	351 (2.5%)	52 (1.6%)	645 (2.6%)	158 (2.8%)	747 (2.8%)	287 (2.5%)	41	351 (2.5%)	52 (1.6%)	645 (2.6%)	158 (2.8%)	747 (2.8%)	287 (2.5%)
42	677 (4.9%)	294 (9.3%)	691 (2.8%)	64 (1.1%)	841 (3.1%)	302 (2.6%)	42	677 (4.9%)	294 (9.3%)	691 (2.8%)	64 (1.1%)	841 (3.1%)	302 (2.6%)
43	462 (3.3%)	96 (3.0%)	892 (3.6%)	231 (4.1%)	774 (2.9%)	326 (2.8%)	43	462 (3.3%)	96 (3.0%)	892 (3.6%)	231 (4.1%)	774 (2.9%)	326 (2.8%)
44	475 (3.4%)	76 (2.4%)	598 (2.4%)	47 (0.8%)	670 (2.5%)	208 (1.8%)	44	475 (3.4%)	76 (2.4%)	598 (2.4%)	47 (0.8%)	670 (2.5%)	208 (1.8%)
45	622 (4.5%)	100 (3.2%)	710 (2.9%)	97 (1.7%)	1,087 (4.0%)	485 (4.2%)	45	622 (4.5%)	100 (3.2%)	710 (2.9%)	97 (1.7%)	1,087 (4.0%)	485 (4.2%)
46	556 (4.0%)	193 (6.1%)	652 (2.6%)	80 (1.4%)	755 (2.8%)	205 (1.8%)	46	556 (4.0%)	193 (6.1%)	652 (2.6%)	80 (1.4%)	755 (2.8%)	205 (1.8%)
47	508 (3.7%)	129 (4.1%)	773 (3.1%)	107 (1.9%)	938 (3.5%)	965 (8.4%)	47	508 (3.7%)	129 (4.1%)	773 (3.1%)	107 (1.9%)	938 (3.5%)	965 (8.4%)
48	362 (2.6%)	48 (1.5%)	964 (3.9%)	203 (3.6%)	599 (2.2%)	243 (2.1%)	48	362 (2.6%)	48 (1.5%)	964 (3.9%)	203 (3.6%)	599 (2.2%)	243 (2.1%)
49	437 (3.1%)	59 (1.9%)	852 (3.5%)	156 (2.8%)	639 (2.4%)	230 (2.0%)	49	437 (3.1%)	59 (1.9%)	852 (3.5%)	156 (2.8%)	639 (2.4%)	230 (2.0%)
50	523 (3.8%)	155 (4.9%)	686 (2.8%)	139 (2.5%)	825 (3.1%)	266 (2.3%)	50	523 (3.8%)	155 (4.9%)	686 (2.8%)	139 (2.5%)	825 (3.1%)	266 (2.3%)
51	344 (2.5%)	78 (2.5%)	782 (3.2%)	164 (2.9%)	837 (3.1%)	276 (2.4%)	51	344 (2.5%)	78 (2.5%)	782 (3.2%)	164 (2.9%)	837 (3.1%)	276 (2.4%)
52	533 (3.8%)	113 (3.6%)	867 (3.5%)	145 (2.6%)	902 (3.4%)	234 (2.0%)	52	533 (3.8%)	113 (3.6%)	867 (3.5%)	145 (2.6%)	902 (3.4%)	234 (2.0%)
53	343 (2.5%)	95 (3.0%)	589 (2.4%)	657 (1.2%)	636 (2.4%)	219 (1.9%)	53	343 (2.5%)	95 (3.0%)	589 (2.4%)	657 (1.2%)	636 (2.4%)	219 (1.9%)
54	516 (3.7%)	60 (1.9%)	784 (3.2%)	115 (2.0%)	649 (2.4%)	159 (1.4%)	54	516 (3.7%)	60 (1.9%)	784 (3.2%)	115 (2.0%)	649 (2.4%)	159 (1.4%)
55	271 (2.0%)	80 (2.5%)	521 (2.1%)	57 (1.0%)	589 (2.2%)	230 (2.0%)	55	271 (2.0%)	80 (2.5%)	521 (2.1%)	57 (1.0%)	589 (2.2%)	230 (2.0%)
56	624 (4.5%)	512 (16%)	658 (2.7%)	135 (2.4%)	708 (2.6%)	268 (2.3%)	56	624 (4.5%)	512 (16%)	658 (2.7%)	135 (2.4%)	708 (2.6%)	268 (2.3%)
57	266 (1.9%)	64 (2.0%)	855 (3.5%)	958 (17%)	647 (2.4%)	231 (2.0%)	57	266 (1.9%)	64 (2.0%)	855 (3.5%)	958 (17%)	647 (2.4%)	231 (2.0%)
58	206 (1.5%)	54 (1.7%)	361 (1.5%)	107 (1.9%)	660 (2.5%)	226 (2.0%)	58	206 (1.5%)	54 (1.7%)	361 (1.5%)	107 (1.9%)	660 (2.5%)	226 (2.0%)
59	289 (2.1%)	61 (1.9%)	441 (1.8%)	91 (1.6%)	432 (1.6%)	141 (1.2%)	59	289 (2.1%)	61 (1.9%)	441 (1.8%)	91 (1.6%)	432 (1.6%)	141 (1.2%)
60	232 (1.7%)	42 (1.3%)	382 (1.6%)	35 (0.6%)	593 (2.2%)	1,260 (11%)	60	232 (1.7%)	42 (1.3%)	382 (1.6%)	35 (0.6%)	593 (2.2%)	1,260 (11%)
61	130 (0.9%)	16 (0.5%)	252 (1.0%)	46 (0.8%)	186 (0.7%)	105 (0.9%)	61	130 (0.9%)	16 (0.5%)	252 (1.0%)	46 (0.8%)	186 (0.7%)	105 (0.9%)
62	200 (1.4%)	28 (0.9%)	361 (1.5%)	108 (1.9%)	352 (1.3%)	102 (0.9%)	62	200 (1.4%)	28 (0.9%)	361 (1.5%)	108 (1.9%)	352 (1.3%)	102 (0.9%)
63	109 (0.8%)	17 (0.5%)	185 (0.8%)	114 (2.0%)	241 (0.9%)	140 (1.2%)	63	109 (0.8%)	17 (0.5%)	185 (0.8%)	114 (2.0%)	241 (0.9%)	140 (1.2%)
64	57 (0.4%)	1 (<0.1%)	145 (0.6%)	19 (0.3%)	382 (1.4%)	324 (2.8%)	64	57 (0.4%)	1 (<0.1%)	145 (0.6%)	19 (0.3%)	382 (1.4%)	324 (2.8%)
65	106 (0.8%)	25 (0.8%)	154 (0.6%)	16 (0.3%)	256 (1.0%)	82 (0.7%)	65	106 (0.8%)	25 (0.8%)	154 (0.6%)	16 (0.3%)	256 (1.0%)	82 (0.7%)
66	55 (0.4%)	4 (0.1%)	80 (0.3%)	14 (0.2%)	144 (0.5%)	219 (1.9%)	66	55 (0.4%)	4 (0.1%)	80 (0.3%)	14 (0.2%)	144 (0.5%)	219 (1.9%)
67	27 (0.2%)	5 (0.2%)	115 (0.5%)	62 (1.1%)	130 (0.5%)	155 (1.3%)	67	27 (0.2%)	5 (0.2%)	115 (0.5%)	62 (1.1%)	130 (0.5%)	155 (1.3%)

Características	PIAQ 1				PIAQ 2				PIAQ 3			
	N	Não oferta PIC, N = 13,993	Oferta PIC, N =	P- valor	N	Não oferta PIC, N = 24,857	Oferta PIC, N =	P- valor	N	Não oferta PIC, N = 27,107	Oferta PIC, N =	P- valor
			3,209				5,666				11,758	
68		81 (0.6%)	18 (0.6%)			68 (0.3%)	14 (0.2%)			70 (0.3%)	53 (0.5%)	
69		40 (0.3%)	15 (0.5%)			35 (0.1%)	3 (<0.1%)			124 (0.5%)	54 (0.5%)	
70		26 (0.2%)	3 (<0.1%)			22 (<0.1%)	1 (<0.1%)			54 (0.2%)	27 (0.2%)	
71		65 (0.5%)	3 (<0.1%)			9 (<0.1%)	1 (<0.1%)			21 (<0.1%)	37 (0.3%)	
72		8 (<0.1%)	1 (<0.1%)			24 (<0.1%)	1 (<0.1%)			52 (0.2%)	130 (1.1%)	
73		1 (<0.1%)	0 (0%)			5 (<0.1%)	0 (0%)			117 (0.4%)	13 (0.1%)	
74		10 (<0.1%)	0 (0%)			17 (<0.1%)	0 (0%)			7 (<0.1%)	2 (<0.1%)	
75		4 (<0.1%)	0 (0%)			1 (<0.1%)	0 (0%)			5 (<0.1%)	1 (<0.1%)	
76		8 (<0.1%)	16 (0.5%)			39 (0.2%)	23 (0.4%)					
77		6 (<0.1%)	0 (0%)			13 (<0.1%)	2 (<0.1%)			4 (<0.1%)	0 (0%)	
78		2 (<0.1%)	0 (0%)							91 (0.3%)	3 (<0.1%)	
Ausências		118	56			244	28			233	246	
20						4 (<0.1%)	0 (0%)					
79												
81												
85												
<b>Hoje média de</b>	<b>17,164</b>			<b>0,001</b>	<b>30,400</b>			<b>&lt;0,001</b>	<b>38,726</b>			
<b>prefeito</b>												
Nao		4,179 (30%)	863 (27%)			4,496 (18%)	1,669 (30%)			5,568 (21%)	1,974 (17%)	
Sim		9,793 (70%)	2,329 (73%)			20,297 (82%)	3,938 (70%)			21,468 (79%)	9,716 (83%)	
Ausências		21	17			64	59			71	68	
<b>Hoje média de</b>	<b>17,164</b>			<b>&lt;0,001</b>	<b>30,400</b>			<b>&lt;0,001</b>	<b>38,726</b>			
<b>partido</b>												
Nao		4,363 (31%)	865 (27%)			6,758 (27%)	1,954 (35%)			6,551 (24%)	2,256 (19%)	
Sim		9,609 (69%)	2,327 (73%)			18,035 (73%)	3,653 (65%)			20,485 (76%)	9,434 (81%)	
Ausências		21	17			64	59			71	68	
<b>População com EqSF</b>	<b>17,202</b>	<b>88 (59, 100)</b>	<b>69 (36, 92)</b>	<b>&lt;0,001</b>								
<b>♀</b>												
Ausências		0	0									
<b>Índice IDHM</b>	<b>17,202</b>	<b>0,70 (0,62, 0,76)</b>	<b>0,76 (0,69, 0,81)</b>	<b>&lt;0,001</b>	<b>30,520</b>	<b>0,69 (0,61, 0,74)</b>	<b>0,78 (0,71, 0,81)</b>	<b>&lt;0,001</b>	<b>38,857</b>	<b>0,69 (0,61, 0,74)</b>	<b>0,74 (0,65, 0,80)</b>	
Ausências		0	0			3	0			7	1	
<b>Índice de GINI</b>	<b>17,202</b>	<b>0,51 (0,47, 0,56)</b>	<b>0,54 (0,49, 0,60)</b>	<b>&lt;0,001</b>	<b>30,520</b>	<b>0,51 (0,47, 0,56)</b>	<b>0,55 (0,49, 0,62)</b>	<b>&lt;0,001</b>	<b>38,857</b>	<b>0,52 (0,48, 0,56)</b>	<b>0,53 (0,49, 0,60)</b>	
Ausências		0	0			3	0			7	1	
<b>Porte do município</b>	<b>17,202</b>			<b>&lt;0,001</b>	<b>30,523</b>			<b>&lt;0,001</b>	<b>38,865</b>			



Características	PIAAQ 1				PIAAQ 2				PIAAQ 3			
	N	Não oferta PIC, N = 13,993	Oferta PIC, N = 3,209	P- value	N	Não oferta PIC, N = 24,857	Oferta PIC, N = 5,666	P- value	N	Não oferta PIC, N = 27,107	Oferta PIC, N = 11,758	P- value
Grande		2,771 (20%)	875 (27%)			5,264 (21%)	1,560 (28%)			5,742 (21%)	3,389 (29%)	
Médio		1,597 (11%)	258 (8,0%)			3,120 (13%)	441 (7,8%)			3,501 (13%)	1,189 (10%)	
Metrópole		1,532 (11%)	1,086 (3,4%)			1,883 (7,6%)	2,196 (3,9%)			2,417 (8,9%)	2,645 (2,2%)	
Pequeno I		4,875 (35%)	588 (18%)			8,697 (35%)	832 (15%)			9,059 (33%)	2,596 (2,2%)	
Pequeno II		3,218 (23%)	402 (13%)			5,893 (24%)	637 (11%)			6,388 (24%)	1,939 (16%)	
Ausências		0	0			0	0			0	0	
<b>Região do município</b>	17,202			<0,001	30,523			<0,001	38,865			<0,001
Região Centro-Oeste		857 (6,1%)	252 (7,9%)			2,012 (8,1%)	270 (4,8%)			2,072 (7,6%)	597 (5,1%)	
Região Nordeste		4,906 (35%)	653 (20%)			9,973 (40%)	1,118 (2,0%)			10,403 (38%)	4,086 (35%)	
Região Norte		899 (6,4%)	146 (4,5%)			2,084 (8,4%)	146 (2,6%)			2,771 (10%)	428 (3,6%)	
Região Sudeste		4,908 (35%)	1,662 (5,2%)			7,090 (29%)	3,265 (5,8%)			7,910 (29%)	4,944 (4,2%)	
Região Sul		2,423 (17%)	496 (15%)			3,698 (15%)	867 (15%)			3,951 (15%)	1,703 (1,4%)	
Ausências		0	0			0	0			0	0	
<b>Equipe recebe apoio do PAS</b>					30,523			<0,001	38,865			<0,001
Não						20,636 (83%)	3,941 (7,0%)			19,760 (73%)	6,873 (5,8%)	
Sim						4,221 (1,7%)	1,725 (3,0%)			7,347 (2,7%)	4,885 (4,2%)	
Ausências						0	0			0	0	
<b>Equipe colabora com instituições de ensino</b>					30,523			<0,001	38,865			<0,001
Não						18,072 (73%)	2,691 (4,7%)			14,452 (5,3%)	3,770 (3,2%)	
Sim						6,785 (2,7%)	2,975 (5,3%)			12,655 (4,7%)	7,988 (6,8%)	
Ausências						0	0			0	0	
<b>Equipe participou do PIAAQ anterior</b>					30,523			<0,001	38,865			<0,001
Não						12,283 (49%)	1,841 (3,2%)			5,782 (2,1%)	1,863 (1,6%)	
Sim						12,574 (51%)	3,825 (6,8%)			21,325 (7,9%)	9,895 (8,4%)	
Ausências						0	0			0	0	
<b>Equipe usa critérios de vulnerabilidade</b>					30,523			<0,001	38,865			<0,001
Não						10,608 (43%)	1,463 (2,6%)			1,463 (2,6%)	1,463 (1,2%)	
Sim						14,249 (5,7%)	4,203 (7,4%)			4,203 (7,4%)	4,203 (3,6%)	
Ausências						0	0			0	0	





## ANEXO C – CURRÍCULO LATTES DO DISCENTE



## Djalma Barbosa

Endereço para acessar este CV: <http://lattes.cnpq.br/9598845000761666>

ID Lattes: **9598845000761666**

Última atualização do currículo em 21/02/2023

Professor Adjunto da Universidade Federal de Rondonópolis. Doutorando pelo Programa de Saúde Pública da Universidade de São Paulo (USP). Mestre em Economia Aplicada (UFV). Bacharel em Engenharia (UFV). **(Texto informado pelo autor)**

### Identificação

<b>Nome</b>	Djalma Barbosa
<b>Nome em citações bibliográficas</b>	BARBOSA JÚNIOR, D. A.; BARBOSA JÚNIOR, DJALMA ADÃO; BARBOSA JUNIOR, D. A.; BARBOSA, D.; BARBOSA, DJALMA
<b>Lattes ID</b>	<a href="http://lattes.cnpq.br/9598845000761666">http://lattes.cnpq.br/9598845000761666</a>
<b>Orcid ID</b>	<a href="https://orcid.org/0000-0002-6143-7543">https://orcid.org/0000-0002-6143-7543</a>

### Endereço

<b>Endereço Profissional</b>	Universidade Federal de Rondonópolis, FACAP. Universidade Federal de Rondonópolis Parque Sagrada Família 78735901 - Rondonópolis, MT - Brasil Telefone: (66) 34104058 URL da Homepage: <a href="http://www.ufr.edu.br">www.ufr.edu.br</a>
------------------------------	--

### Formação acadêmica/titulação

<b>2019</b>	Doutorado em andamento em Saúde Pública (Conceito CAPES 6). Universidade de São Paulo, USP, Brasil. Orientador: Ivan França Junior.
<b>2010 - 2012</b>	Mestrado em Economia Aplicada (Conceito CAPES 5). Universidade Federal de Viçosa, UFV, Brasil. Título: A Segurança do Alimentos e o Comércio Internacional de Pescados: uma comparação Brasil-Chile no Período 1995 - 2009, Ano de Obtenção: 2012. Orientador:  Viviani Silva Lilio. Bolsista do(a): Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada, IPEA, Brasil. Grande área: Ciências Sociais Aplicadas Setores de atividade: Fabricação de Produtos Alimentícios.
<b>2006 - 2009</b>	Graduação em Engenharia de Alimentos. Universidade Federal de Viçosa, UFV, Brasil. Título: Potencial de Exportação de Frutas Processadas Originárias da Amazônia Brasileira no Mercado de Produtos Orgânicos da UE, EUA e Japão. Orientador: Paulo César Stringheta.
<b>2004 - 2005</b>	Graduação em Engenharia de Alimentos. Universidade Federal de Goiás, UFG, Brasil.

### Formação Complementar

<b>2019 - 2019</b>	Workshop de Revisão Sistemática e Meta-análise. (Carga horária: 12h). Universidade de São Paulo, USP, Brasil.
<b>2019 - 2019</b>	JBÍ Comprehensive Systematic Review Training Program. (Carga horária: 40h). Universidade de São Paulo, USP, Brasil.
<b>2012 - 2012</b>	Painéis Dinâmicos. (Carga horária: 4h). UFV - CERDI, UFV - CERDI, França.
<b>2012 - 2012</b>	Técnicas Multivariadas para Ident. de Padrões. (Carga horária: 16h). Universidade de São Paulo, USP, Brasil.
<b>2011 - 2011</b>	

## ANEXO D – CURRÍCULO LATTES DO ORIENTADOR



## Ivan França Junior

Endereço para acessar este CV: <http://lattes.cnpq.br/5796097952164848>

ID Lattes: **5796097952164848**

Última atualização do currículo em 14/06/2022

Graduado em Medicina pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul (1984), é mestre (1993) e doutor (1998) em Medicina Preventiva pela Faculdade de Medicina da Universidade de São Paulo. É Livre Docente pelo Departamento de Saúde Materno-Infantil (2010) da Faculdade de Saúde Pública (FSP-USP). É professor titular no Depto de Saúde, Ciclos de Vida e Sociedade (antigo Saúde Materno-Infantil) na FSP/USP, com dedicação integral à docência e à pesquisa. Em pesquisa, coordena e integra equipes brasileiras ou internacionais na área de saúde pública/saúde coletiva que, por meio de abordagens epidemiológicas e de direitos humanos, focam temas de saúde de crianças, adolescentes e jovens, da epidemia de HIV e aids e também em violência física/sexual e gênero. Vem incrementando a pesquisa e ensino na área de de informação e comunicação científicas. Participa de cinco grupos de pesquisa cadastrados no CNPq. Atuou como Editor Associado na Revista de Saúde Pública (2007-2016) e da Revista Brasileira de Epidemiologia (ad hoc). Atua como editor sênior da revista Global Public Health. No ensino de pós-graduação, além de orientador de mestrado e doutorado, participou da coordenação, pelo Programa de Pós-Graduação em Saúde Pública da FSP/USP (PPG-SP). Foi vice-coordenador do PPG-SP por dois mandatos. Foi membro da Comissão de Avaliação da Pós-Graduação em Saúde Coletiva da CAPES no triênio 2007-2009. No ensino de graduação, ministra disciplinas, para estudantes de nutrição e saúde pública, relacionadas a ciclos de vida e saúde, evidências em saúde pública e introdução à pesquisa científica. De 2016 a 2020, exerceu a presidência da Comissão de Graduação da FSP/USP. **(Texto informado pelo autor)**


### Identificação

<b>Nome</b>	Ivan França Junior
<b>Nome em citações bibliográficas</b>	FRANÇA JUNIOR, I.; França-Junior, Ivan; França I; França Junior, Ivan; França-Jr, Ivan; FRANÇA JÚNIOR, IVAN; FRANÇA-JUNIOR, IVAN; FRANÇA, IVAN; FRANÇA-JUNIOR, IVAN; FRANÇA-JUNIOR, I.
<b>Lattes ID</b>	 <a href="http://lattes.cnpq.br/5796097952164848">http://lattes.cnpq.br/5796097952164848</a>
<b>Orcid ID</b>	 <a href="https://orcid.org/0000-0002-7004-7301">https://orcid.org/0000-0002-7004-7301</a>

### Endereço

<b>Endereço Profissional</b>	Universidade de São Paulo, Faculdade de Saúde Pública, Departamento de Saúde Materno-Infantil. Av. Dr. Arnaldo 715 2o. andar sala 218 Cerqueira Cesar 01246904 - São Paulo, SP - Brasil Telefone: (11) 30617127 URL da Homepage: <a href="http://www.fsp.usp.br/site/docentes/index/7">http://www.fsp.usp.br/site/docentes/index/7</a>
------------------------------	---

### Formação acadêmica/titulação

<b>1995 - 1998</b>	Doutorado em Medicina (Medicina Preventiva) [Sp-Capital]. Universidade de São Paulo, USP, Brasil. Título: Mudança secular das estaturas de jovens na cidade de São Paulo, 1950-1976: uma abordagem para discutir a saúde, Ano de obtenção: 1998. Orientador:  Guilherme Rodrigues da Silva. Bolsista do(a): Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior, CAPES, Brasil. Palavras-chave: Epidemiologia; Estatura Corporal; Tendência Secular. Grande área: Ciências da Saúde Setores de atividade: Saúde Humana.
<b>1988 - 1993</b>	Mestrado em Medicina (Medicina Preventiva) [Sp-Capital]. Universidade de São Paulo, USP, Brasil.