

Ministério da Saúde

FIOCRUZ

Fundação Oswaldo Cruz



ESCOLA NACIONAL DE SAÚDE PÚBLICA
SERGIO AROUCA
ENSP

Luciana Moura Martins Costa

“A Influência do Programa Bolsa Família sobre os homicídios nas nove regiões metropolitanas de primeiro nível do Brasil no período de 1996 a 2015”

Rio de Janeiro

2019

Luciana Moura Martins Costa

“A Influência do Programa Bolsa Família sobre os homicídios nas nove regiões metropolitanas de primeiro nível do Brasil no período de 1996 a 2015”

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Epidemiologia em Saúde Pública, da Escola Nacional de Saúde Pública Sergio Arouca, na Fundação Oswaldo Cruz, como requisito parcial para obtenção do título Mestre em Ciências. Área de concentração: Métodos Quantitativos em Epidemiologia.

Orientadora: Profa. Dra. Aline Araújo Nobre

Coorientador: Prof. Dr. Oswaldo Gonçalves Cruz

Rio de Janeiro

2019

Catálogo na fonte
Fundação Oswaldo Cruz
Instituto de Comunicação e Informação Científica e Tecnológica em Saúde
Biblioteca de Saúde Pública

C837i Costa, Luciana Moura Martins.
A Influência do Programa Bolsa Família sobre os homicídios nas nove regiões metropolitanas de primeiro nível do Brasil no período de 1996 a 2015/ Luciana Moura Martins Costa. – 2019.
70 f. : il. color. ; graf. ; tab.

Orientadores: Aline Araújo Nobre e Oswaldo Gonçalves Cruz.
Dissertação (mestrado) – Fundação Oswaldo Cruz, Escola Nacional de Saúde Pública Sergio Arouca, Rio de Janeiro, 2019.
1. Homicídio. 2. Programas Governamentais. 3. Renda. 4. Zonas Metropolitanas. 5. Iniquidade Social. 6. Fatores Socioeconômicos. 7. Demografia. 8. Violência. 9. Análise Espaço-Temporal. 10. Brasil.
I. Título.

CDD – 23.ed. – 364.1520981

Luciana Moura Martins Costa

“A Influência do Programa Bolsa Família sobre os homicídios nas nove regiões metropolitanas de primeiro nível do Brasil no período de 1996 a 2015”

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Epidemiologia em Saúde Pública, da Escola Nacional de Saúde Pública Sergio Arouca, na Fundação Oswaldo Cruz, como requisito parcial para obtenção do título Mestre em Ciências. Área de concentração: Métodos Quantitativos em Epidemiologia.

Aprovada em 28 de maio de 2019.

Banca Examinadora

Profa. Dra. Edinilsa Ramos de Souza

Fundação Oswaldo Cruz - Centro Latino-Americano de Estudos de Violência e Saúde

Prof. Dr. Leonardo Soares Bastos

Fundação Oswaldo Cruz - Programa de Computação Científica

Profa. Dra. Aline Araújo Nobre (Orientadora)

Fundação Oswaldo Cruz - Programa de Computação Científica

Rio de Janeiro

2019

*“O futuro pertence àqueles que
acreditam na beleza de seus sonhos”*

Eleanor Roosevelt

Agradecimentos

Agradeço, primeiramente, a Deus, em quem sempre depus minha fé e onde sempre pude encontrar paz, segurança e força. O período do mestrado me ajudou a fortalecer ainda mais minha fé Nele, pois em alguns momentos tive que fazer a fé pensar e a razão crer.

Aos meus pais, por serem meu alicerce e sempre me incentivarem na realização dos meus sonhos. À minha dinda, que sempre se fez disponível em todas as comemorações ou naqueles que precisei de um colo nos momentos difíceis. Ao meu irmão Eduardo, por ser meu espelho e minha admiração. À minha irmã Carolina que, mesmo estando no plano espiritual, sempre esteve comigo em todos os momentos e por deixar seu maior legado, minha afilhada Manuela.

Ao meu namorado Felipe, que esteve ao meu lado me dando apoio, carinho e amor, e em quem sempre encontrei ouvidos para poder compartilhar as cargas. Com ele, aprendi que um relacionamento é muito mais do que estar junto, é poder compartilhar alegrias e tristezas e saber que aquilo que sentimos um pelo outro é verdadeiro e sincero, não importando qual seja a jornada que escolhemos.

Às minhas amigas que foram indispensáveis nesta longa trajetória. Laira Costa, Bruna Fragozo, Nadine Melloni e Thaynara Nunes, obrigada por serem meus ouvidos nos momentos de desespero e por sempre terem uma palavra de conforto. À botafoguense Fernanda Giglio, minha parceira de jogos do nosso glorioso, que mesmo sendo momentos tensos me trouxeram muitas alegrias e risadas.

Agradeço aos amigos que fiz na Escola Nacional de Saúde Pública (ENSP) por tornaram esse momento único. Em especial, agradeço à turma do *Carro Rosa*: Renata Mota, Yammê Portella, Mariana Neves e Helen Norah, na qual compartilhamos nossas aflições e alegrias durante o mestrado até os dias de hoje. Aos amigos, Ana Carol Feijó, Laís Paiva, Lívia Moura, Larissa Alvia, Kévin Guitèrrez, Cláudio Gama e Breno Borman pela amizade e carinho. Todos vocês são estatisticamente significantes.

Aos professores do Programa de Pós-Graduação em Epidemiologia em Saúde Pública da ENSP, pelo ensinamento e comprometimento em formar Epidemiologistas com pen-

samento crítico. Em especial aos meus orientadores, Aline Araújo Nobre e Oswaldo Gonçalves Cruz, por terem me recebido de braços abertos desde o início, quando essa dissertação ainda era um projeto de pesquisa, e terem confiado em mim até o final. Muito obrigada a vocês dois pela dedicação, por ajudarem a elucidar minhas dúvidas e por tornarem esse sonho realidade.

Agradeço ao professor Leo Bastos, que prontamente se mostrou disposto a me colocar em contato com meus orientadores quando manifestei o interesse em fazer o mestrado na ENSP. Com certeza, fez toda a diferença. Serei eternamente grata a você. E agradeço, também, por ter aceito a fazer parte das minhas bancas de qualificação e defesa.

Agradeço à professora Edinilsa Ramos, por aceitar, pela segunda vez, a fazer parte da minha banca de defesa. Suas contribuições na banca de qualificação foram muito importantes para a construção dessa dissertação.

Aos colegas que o Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada me proporcionou, me apoiando, ajudando e torcendo por mim nessa jornada. Ao meu chefe, Carlos Henrique Corseuil (Kiko), por sempre me incentivar e apoiar na formação de mestre e por compreender a minha ausência no ambiente de trabalho para concretização deste sonho. Este apoio fez toda diferença. Aos amigos Katcha Poloponsky, Felipe Russo, Bruna Azevedo e Gabriela Padilha que contribuíram direta ou indiretamente para a construção desta dissertação. Em especial à Maíra Albuquerque, pelas inúmeras vezes em que trocamos ideias e discutimos sobre este trabalho. Sem dúvida, elas foram muito relevantes. Também agradeço as palavras de carinho nos momentos difíceis, você se tornou uma amiga fora do ambiente de trabalho.

Resumo

No Brasil, a violência é um tópico constantemente abordado pelos meios de comunicação. Este problema priva as pessoas do direito de ir e vir nas suas rotinas de ida ao trabalho, escola e afazeres e também nos seus momentos de lazer. É notório o seu crescimento nas grandes cidades, principalmente ao observarmos as taxas de homicídios, colocando o Brasil na nona colocação no *ranking* mundial em relação a esta taxa. A desigualdade do Brasil é uma característica social e um dos precursores da violência e dos homicídios, sendo observada em maior intensidade nas Regiões Metropolitanas. O Programa Bolsa Família nasce a partir de um novo conceito para tratar a pobreza e a desigualdade no Brasil: inserir socialmente as famílias pobres. Ao complementar a renda dessas famílias em condição de pobreza, inserindo-as nas políticas de educação, saúde e assistência social, possibilita a conscientização de seus direitos sociais e colabora para a saída da situação de vulnerabilidade ocasionada pela pobreza. O objetivo desta dissertação foi investigar a associação entre o PBF e os homicídios nas nove regiões metropolitanas brasileiras de primeiro nível no período de 1996 a 2015. Para isso, construímos dois indicadores: a proporção de famílias beneficiadas e a taxa de cobertura do PBF. O primeiro indicador foi calculado pela razão entre o número de famílias beneficiadas pelo PBF e a quantidade de famílias para cada RM. Este indicador foi categorizado em cinco faixas: Baixa (referência), Média Baixa, Média, Média Alta e Alta, com base nos quintis de todas RM. O segundo indicador foi calculado através da razão entre o número de famílias beneficiadas pelo PBF e a quantidade de famílias *elegíveis* para o recebimento do PBF. Também foi categorizado em três faixas: Baixa (referência), Média e Alta. Na RM do Rio de Janeiro, as categorias de média baixa, média e média alta do primeiro indicador foram associadas à redução dos homicídios em relação ao baixo recebimento das famílias, controlados pelo Índice de Variáveis Socioeconômicas e Demográficas (IVSD), (RR:0,802 IC95%:0,728-0,885; RR:0,688 IC95%:0,600-0,788; RR:0,703 IC95%:0,604-0,816). Da mesma forma que a alta taxa da cobertura do PBF, controlado pelo IVSD (RR:0,804 IC95%:0,678-0,945). As faixas média baixa e média do primeiro indicador na RM de São Paulo apresentaram uma associação inversa com os homicídios em comparação à categoria de base, ajustada pelo IVSD (RR:0,856 IC95%:0,761-0,964; RR:0,780 IC95%:0,631-0,966). Essa relação também foi observada nas médias e altas coberturas do PBF (RR:0,832 IC95%:0,730-0,961; RR:0,753 IC95%:0,658-0,872). Na região metropolitana de Belém, foram encontradas associações diretas. A faixa média alta do primeiro indicador apresenta uma associação direta nos homicídios quando comparada com a baixa proporção de benefícios, ajustada pelo IVSD (RR:1,521 IC95%:1,136-2,035). Quando há média ou alta cobertura do PBF, a direção é a mesma sobre a taxa de homicídios quando comparada com a baixa cobertura, controlada pelo IVSD (RR:1,322 IC95%:1,071-1,620; RR:1,493 IC95%:1,126-1,961). Não foram observados resultados significativos para a influência do PBF nas demais regiões metropolitanas de primeiro nível do Brasil.

Palavras-chaves: Homicídios, Programa Bolsa Família, Região Metropolitana, Desigualdade, Fatores

Socioeconômicos e Demográficos.

Abstract

In Brazil, violence is a topic constantly addressed by the media. This problem deprives people of the right to come and go in their work, school and chores routines as well as in their leisure time. Its growth in big cities is notorious, especially when we look at homicide rates, placing Brazil in the ninth place in the world ranking in relation to this rate. Brazil's inequality is a social characteristic and one of the precursors of violence and homicide, being observed in greater intensity in the Metropolitan Regions. The Bolsa Familia Program is born from a new concept to address poverty and inequality in Brazil: social inclusion of poor families. By complementing the income of these families in poverty, inserting them in the education, health and social assistance policies, it enables the awareness of their social rights and contributes to the removal of the situation of vulnerability caused by poverty. The aim of this dissertation was to investigate the association between the BFP and homicides in the nine first level Brazilian metropolitan regions from 1996 to 2015. For this, it was built two indicators: the proportion of benefited families and the rate of coverage of the BFP. The first indicator was calculated by the ratio between the number of families benefited by the BFP and the number of families for each MR. This indicator was categorized into five ranges: Low(reference), Medium-low, Medium, Medium-high and High, based on the quintiles of all the MR. The second indicator, calculated by the ratio between the number of families benefited by the BFP and the number of families eligible to receive the BFP, was also categorized into three ranges: Low(reference), Medium and High. In the metropolitan region of Rio de Janeiro, the categories medium-low, medium and medium-high average proportion of families benefited by the BFP were associated to the reduction of homicides in relation to the low income of the families, controlled by the Socioeconomic and Demographic Variables Index (SDVI) 0,802 IC 95%: 0,728-0,885; RR: 0,688 IC 95%: 0,600-0,788; RR 0,703 IC 95%: 0,604-0,816). Similarly, the high rate of coverage of the BFP, controlled SDVI (RR: 0,804 IC95%: 0,678-0,945) showed the same pattern. The medium-low and medium categories of the proportions of families benefited in the MR of São Paulo showed an inverse association in homicides compared to the baseline category, adjusted by the SDVI (RR: 0,856 IC95 %: 0,761-0,964; RR: 0,780 IC95 % : 0,631-0,966). The same relationship also was observed in the medium and high coverage of the BFP (RR: 0,832 IC95 %: 0,730-0,961; RR: 0,753 IC95 %: 0,658-0,872). In the metropolitan region of Belém, were found inverses results. The medium-high category of the proportion of BFP beneficiary families has a direct association in homicides compared to the low-proportion of benefits (RR: 1,521 95% CI: 1,136-2,035). When there is medium or high coverage of the PBF the direction is the same as the homicide rate when compared to the low coverage, controlled by the SDVI (RR: 1,322 IC95 %: 1,071-1,620; RR: 1,493 IC95 %: 1,126-1,961). We did not observe significant results for the influence of BFP in the other metropolitan regions of first level of Brazil.

Keywords: Homicide, Bolsa Familia Program, Metropolitan Region, Inequality, Socioeconomic and Demographic Factors.

Sumário

Lista de Figuras

Lista de Tabelas

Lista de Siglas	p. 13
1 Introdução	p. 15
1.1 Apresentação	p. 15
1.2 Revisão da Literatura	p. 16
1.2.1 Violência e Saúde	p. 16
1.2.2 Situação Epidemiológica dos Homicídios no Brasil e no Mundo	p. 16
1.2.3 Programa Bolsa Família	p. 19
1.2.4 Fatores Socioeconômicos e Demográficos, Programa Bolsa Família e sua relação com os Homicídios	p. 25
1.2.5 Regiões Metropolitanas e Região de Influência do Brasil	p. 27
2 Objetivos	p. 30
2.1 Objetivo Geral	p. 30
2.2 Objetivos Específicos	p. 30
3 Justificativa	p. 31
4 Materiais e Métodos	p. 33
4.1 Desenho e Área de Estudo	p. 33
4.2 Variáveis do Estudo e Fonte de Dados	p. 35

4.2.1	Homicídios	p. 35
4.2.2	Bolsa Família	p. 36
4.2.3	Indicadores Socioeconômicos e Demográficos	p. 37
4.3	Análise dos Dados	p. 38
4.3.1	Análise Exploratória	p. 38
4.3.2	Análise de Componentes Principais	p. 39
4.3.3	Modelo de Regressão Temporal	p. 39
5	Resultados	p. 46
5.1	Análise Exploratória	p. 46
5.2	Análise de Componentes Principais	p. 56
5.3	Modelo de Regressão Temporal	p. 57
5.3.1	Proporção de Famílias Beneficiadas pelo Programa Bolsa Família	p. 58
5.3.2	Taxa de Cobertura do Programa Bolsa Família	p. 60
6	Discussão	p. 62
	Referências	p. 65
	Anexo A	p. 68
	Anexo B	p. 69
	Anexo C	p. 70

Lista de Figuras

- 1 Mudança nas linhas de pobreza e extrema pobreza em reais e seu percentual em relação ao salário mínimo nominal - Fonte: MDS/IPEADATA p. 20
- 2 Esquema dos efeitos dos descumprimentos das condicionalidades do PBF p. 24
- 3 Combinações dos modelos explicados para a influência do PBF p. 44
- 4 Séries mensais das taxas de homicídios (por 100mil/hab) das regiões metropolitanas do Brasil, no período de 1996 a 2015 p. 47
- 5 Séries mensais da região metropolitana de Belém no período de 1996 a 2015: (a) Taxa de homicídios (por 100mil/hab), (b) Proporção de famílias beneficiadas pelo PBF e (c) Taxa de cobertura do PBF p. 49
- 6 Séries mensais da região metropolitana de Belo Horizonte no período de 1996 a 2015: (a) Taxa de homicídios (por 100mil/hab), (b) Proporção de famílias beneficiadas pelo PBF e (c) Taxa de cobertura do PBF . . . p. 49
- 7 Séries mensais da região metropolitana de Curitiba no período de 1996 a 2015: (a) Taxa de homicídios (por 100mil/hab), (b) Proporção de famílias beneficiadas pelo PBF e (c) Taxa de cobertura do PBF p. 50
- 8 Séries mensais da região metropolitana de Fortaleza no período de 1996 a 2015: (a) Taxa de homicídios (por 100mil/hab), (b) Proporção de famílias beneficiadas pelo PBF e (c) Taxa de cobertura do PBF p. 50
- 9 Séries mensais da região metropolitana de Porto Alegre no período de 1996 a 2015: (a) Taxa de homicídios (por 100mil/hab), (b) Proporção de famílias beneficiadas pelo PBF e (c) Taxa de cobertura do PBF . . . p. 51
- 10 Séries mensais da região metropolitana do Recife no período de 1996 a 2015: (a) Taxa de homicídios (por 100mil/hab), (b) Proporção de famílias beneficiadas pelo PBF e (c) Taxa de cobertura do PBF p. 52

11	Séries mensais da região metropolitana do Rio de Janeiro no período de 1996 a 2015: (a) Taxa de homicídios (por 100mil/hab), (b) Proporção de famílias beneficiadas pelo PBF e (c) Taxa de cobertura do PBF . . .	p. 52
12	Séries mensais da região metropolitana de Salvador no período de 1996 a 2015: (a) Taxa de homicídios (por 100mil/hab), (b) Proporção de famílias beneficiadas pelo PBF e (c) Taxa de cobertura do PBF	p. 53
13	Séries mensais da região metropolitana de São Paulo no período de 1996 a 2015: (a) Taxa de homicídios (por 100mil/hab), (b) Proporção de famílias beneficiadas pelo PBF e (c) Taxa de cobertura do PBF	p. 54
14	Gráficos das correlações das variáveis socioeconômicas e demográficas de cada região metropolitana de primeiro nível do Brasil	p. 55
15	Séries mensais da região metropolitana de Belém no período de 1996 a 2015: (a) Quantidade de famílias beneficiárias do PBF, (b) Quantidade de famílias na região metropolitana e (c) Quantidade de famílias elegíveis para o PBF na região metropolitana	p. 70
16	Séries mensais da região metropolitana de Belo Horizonte no período de 1996 a 2015: (a) Qtde de famílias beneficiárias do PBF, (b) Qtde de famílias na região metropolitana e (c) Qtde de famílias elegíveis para o PBF na região metropolitana	p. 71
17	Séries mensais da região metropolitana de Curitiba no período de 1996 a 2015: (a) Quantidade de famílias beneficiárias do PBF, (b) Quantidade de famílias na região metropolitana e (c) Quantidade de famílias elegíveis para o PBF na região metropolitana	p. 71
18	Séries mensais da região metropolitana de Fortaleza no período de 1996 a 2015: (a) Quantidade de famílias beneficiárias do PBF, (b) Quantidade de famílias na região metropolitana e (c) Quantidade de famílias elegíveis para o PBF na região metropolitana	p. 72
19	Séries mensais da região metropolitana de Porto Alegre no período de 1996 a 2015: (a) Qtde de famílias beneficiárias do PBF, (b) Qtde de famílias na região metropolitana e (c) Qtde de famílias elegíveis para o PBF na região metropolitana	p. 72

20	Séries mensais da região metropolitana do Recife no período de 1996 a 2015: (a) Quantidade de famílias beneficiárias do PBF, (b) Quantidade de famílias na região metropolitana e (c) Quantidade de famílias elegíveis para o PBF na região metropolitana	p. 73
21	Séries mensais da região metropolitana do Rio de Janeiro no período de 1996 a 2015: (a) Qdte de famílias beneficiárias do PBF, (b) Qtde de famílias na região metropolitana e (c) Qdte de famílias elegíveis para o PBF na região metropolitana	p. 73
22	Séries mensais da região metropolitana de Salvador no período de 1996 a 2015: (a) Quantidade de famílias beneficiárias do PBF, (b) Quantidade de famílias na região metropolitana e (c) Qtde de famílias elegíveis para o PBF na região metropolitana	p. 74
23	Séries mensais da região metropolitana de São Paulo no período de 1996 a 2015: (a) Quantidade de famílias beneficiárias do PBF, (b) Quantidade de famílias na região metropolitana e (c) Quantidade de famílias elegíveis para o PBF na região metropolitana	p. 74

Lista de Tabelas

1	Regiões metropolitanas do Brasil segundo a quantidade de municípios e de habitantes, e participação do PIB nacional, em 2013	p. 29
2	Critério de Informação <i>Watanabe-Akaike</i> (WAIC) para os modelos ajustados das nove regiões metropolitanas de primeiro nível do Brasil. . . .	p. 57
3	Estimativas do Risco Relativo (RR) e seus respectivos intervalos de 95% de credibilidade dos modelos brutos e ajustados da variável proporção de famílias beneficiadas pelo programa bolsa família para cada região metropolitana de primeiro nível do Brasil, 1995-2016	p. 59
4	Estimativas do Risco Relativo (RR) e seus respectivos intervalos de 95% de credibilidade dos modelos brutos e ajustados da variável taxa de cobertura do programa bolsa família para cada região metropolitana de primeiro nível do Brasil, 1995-2016	p. 61
5	Lista de códigos e nome dos municípios que permitem expansão da amostra para as nove regiões metropolitana do Brasil baseada nas pesquisas do IBGE	p. 68
6	Classificação Estatística Internacional de Doenças e Problemas Relacionados à Saúde (CID - 10) - Capítulo XX: Causas externas de morbidade e de mortalidade	p. 69

Lista de Siglas

ACP - Análise de Componentes Principais

CEF - Caixa Econômica Federal

CF - Constituição Federal

CVLI - Crimes Violentos Letais Intencionais

FBSP - Fórum Brasileiro de Segurança Pública

FIRJAN - Federação das Indústrias do Estado do Rio de Janeiro

IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

IFDM - Índice FIRJAN de Desenvolvimento Municipal

INLA - Aproximação de Laplace Integrada

IVJV - Índice de Vulnerabilidade Juvenil à Violência

IPEA - Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada

MDS - Ministério de Desenvolvimento Social

MESA - Ministério Extraordinário de Segurança Alimentar e Combate à Fome

MLG - Modelo Linear Generalizado

MLGM - Modelo Linear Generalizado Misto

MME - Ministério de Minas e Energia

MS - Ministério da Saúde

MVI - Mortes Violentas Intencionais

OMS - Organização Mundial de Saúde

PBF - Programa Bolsa Família

PEA - Pessoa Economicamente Ativa

PNAD - Pesquisa Nacional de Amostra por Domicílio

PIB - Produto Interno Bruto

RM - Região Metropolitana

SIBEC - Sistema de Benefícios ao Cidadão

SICON - Sistema de Condicionalidades

SIM - Sistema de Informação de Mortalidade

SVS - Sistema de Vigilância em Saúde

SUS - Sistema Único de Saúde

UF - Unidade da Federação

1 Introdução

1.1 Apresentação

No Brasil, a violência é um tópico presente constantemente nos meios de comunicação. Ela assusta a população privando as pessoas do direito de ir e vir tanto na sua rotina de ida ao trabalho, escola e afazeres como também nos seus momentos de lazer. É notório o seu crescimento nas grandes cidades, especialmente quando olhamos para o tema homicídios.

O homicídio é um dos principais determinantes das mortes ocorridas no mundo inteiro, denominado também como indicador de violência social. O Brasil está entre os dez países mais violentos do mundo ocupando a nona colocação desse rol de países, segundo as Estatísticas Mundiais de Saúde, em 2018.

Os homicídios atingem de forma geral todas as idades, gêneros e raças. Contudo, os homens negros e pobres moradores de áreas menos favorecidas são os que mais tem suas vidas interrompidas pelos homicídios. Tal fato pode ser percebido, por exemplo, no aumento de óbitos dos homens negros e pobres em comunidades pelos confrontos entre polícia e o narcotráfico na busca e apreensão de drogas, armas, produtos ilegais e disputa de território das milícias. A população encontra-se no meio dessa guerra civil, ficando abalada emocional e fisicamente, aumentando a procura de serviços de saúde.

A investigação da ocorrência e dinâmica dos homicídios é importante tanto para a sociedade civil como para autoridades competentes tomarem medidas de prevenção, ação e controle na tentativa de diminuir esse evento presente nos dias atuais.

Sabe-se que a desigualdade social é um dos determinantes que culminam na violência e, portanto, nos homicídios. O Brasil é territorialmente extenso, o que agrava a implementação e controle de políticas públicas para sanar as desigualdades. O Programa Bolsa Família surgiu como umas das formas do governo federal assistir às famílias pobres neste problema, contando com a colaboração de todas as esferas públicas. O presente trabalho tem como objetivo investigar a associação entre o Programa Bolsa Família e os homicídios

nas nove regiões metropolitanas de primeiro nível do Brasil.

1.2 Revisão da Literatura

1.2.1 Violência e Saúde

A violência é um fenômeno do cotidiano praticado com diversas motivações que não vem sendo tratadas de maneira prioritária pelas autoridades competentes e, cada vez mais, vem tornando a sociedade heterogênea e injusta no quesito social [1]. Entender a sua dinâmica e precedentes é o ponto de partida para delinear planos de ação, controle e prevenção [2].

O efeito da violência na Saúde Pública acarreta um custo de milhões de dólares anuais em todo o mundo [3]. Com as recentes mudanças ocasionadas pela transição demográfica e epidemiológica que afetam a fecundidade, natalidade e mortalidade no Brasil, o Sistema Único de Saúde (SUS) teve que se adequar à nova realidade através de planejamento de políticas públicas para os três tipos de carga de doenças: as crônicas, as infecciosas e as provocadas por causas externas [4].

A ocorrência de crimes envolve uma série de fatores que não se resumem à conduta do indivíduo. Itens externos que não são ofertados ou o são de forma escassa como educação, saúde, oportunidade no mercado de trabalho, acesso à cultura e esporte e falta de acesso a bens econômicos também contribuem para a inserção desses indivíduos no crime, aumentando a violência e, conseqüentemente, os homicídios nas grandes cidades [5].

Os altos índices de criminalidade registrados nas regiões do Brasil se apresentam como um alerta às autoridades para desenvolver planos de ação e controle das políticas públicas, com o intuito de monitorar a violência e, particularmente, os homicídios [6].

1.2.2 Situação Epidemiológica dos Homicídios no Brasil e no Mundo

O homicídio é uma das principais causas do índice de mortalidade da população mundial, conhecido também como o indicador universal da violência social [7]. As Estatísticas Mundiais divulgadas pela Organização Mundial de Saúde (OMS), em 2018, apontaram que o Brasil ocupa a nona colocação no *ranking* dos países que registraram as maiores taxas de homicídio no mundo, chegando a marca de 31,1 homicídios por 100 mil pessoas para o ano de 2016. Esse índice corresponde a cinco vezes a taxa média de homicídios no

mundo, colocando o Brasil como um dos dez países mais violentos do mundo de um total de 147 países com mais de 90 mil habitantes incluídos na análise [8].

Os primeiros lugares do *ranking* são ocupados também por países latino-americanos. Honduras encabeça a lista, apresentando 55,5 homicídios por 100 mil pessoas. A Venezuela, que passa por uma profunda crise econômica e política, está ocupando o segundo lugar, apontando 49,2 homicídios por 100 mil habitantes. Conforme essas estatísticas, constatou-se que os países da América Latina são responsáveis por aproximadamente 32,7% deste indicador devido aos contrastes sociais e fácil acesso a armas e drogas, e ainda, cerca de 80% das pessoas mortas por assassinatos são os homens [8].

A dinâmica dos homicídios ocorre de maneira diferente nos estados e municípios brasileiros, e também difere quando se analisa o perfil socioeconômico da vítima [9]. As pessoas inseridas nas condições sociais desfavoráveis compõem o grupo dos mais atingidos pelos homicídios, pois a maioria delas reside nas localidades desfavorecidas socialmente, já que são lugares que estão em constantes conflitos. Pessoas de origem negra vivem, em sua maioria, nessas localidades e por isso são o maior grupo, segundo a raça/cor da pele, dos que sofrem mais homicídios no Brasil [7, 10, 11].

O Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA), em parceria com o Fórum Brasileiro de Segurança Pública (FBSP), divulgou um estudo apontando que o número de homicídios¹, em 2016, chegou a 62.517, registrando um aumento de 5,81% em relação ao ano de 2015, tendo o Brasil alcançado nesse ano pela primeira vez a marca dos mais de 60 mil homicídios [12].

Em relação aos homicídios ocorridos nas unidades da federação (UF), é possível notar o comportamento muito distinto entre elas no período de 2006 a 2016. No Rio Grande do Norte, por exemplo, o aumento foi significativamente alto, com crescimento de 256,9%, enquanto que em São Paulo a queda foi de 46,7%. Nos estados localizados nas regiões Norte e Nordeste também houve progressão das taxas. Na Bahia, a taxa de homicídios aumentou em 97,8%, saindo de 23,7 para 46,7 por 100 mil habitantes. Do mesmo modo, as UF's do Ceará e Pará apresentaram um aumento de 86,3% e 74,4%, respectivamente [12].

A implantação de programas de melhoria e investimentos na segurança pública, assim como a continuidade destes, é de suma importância para controlar os homicídios nas cidades. O município do Rio de Janeiro foi pioneiro na atuação de localidades controladas

¹Corresponde a soma dos agrupamentos de Agressões (X85 a Y09) e Intervenções Legais (Y35 e Y36) descritas na Classificação Estatística Internacional de Doenças e Problemas Relacionados à Saúde (CID-10), [12].

basicamente pelo poder paralelo com a implantação das Unidades de Polícias Pacificadoras (UPP) em 2008. Esta iniciativa teve grande sucesso na redução da violência e dos homicídios nessas localidades.

Outras cidades se inspiraram nas UPP's, criando programas nos mesmos moldes: a Bahia criou as Bases Comunitárias de Segurança (BCS); o Paraná desenvolveu a Unidade Paraná Seguro (UPS), que foi implantada na Capital, na região metropolitana de Curitiba e no interior do Estado; o Maranhão criou as Unidades de Segurança Comunitária (USCs) e o Rio Grande do Sul, os Territórios da Paz (TPs). Outro programa que também mostrou bons resultados foi o programa "Fica Vivo" em Minas Gerais, implantando em 2005. Essas iniciativas tiveram respostas consideráveis nas taxas de homicídios, sendo observada tendência de redução nos homicídios dessas localidades.

O programa "Estado Presente", vigente desde 2011 no Espírito Santo, é um exemplo de que políticas públicas bem elaboradas e monitoradas reduzem os homicídios, pois este deixou de fazer parte dos cinco estados mais violentos do Brasil no ano de 2013, retraindo a taxa de homicídios em 27,6%. A taxa era de 51,0 por 100 mil habitantes em 2010, passando para 36,9 por 100 mil habitantes em 2015 [13].

Outro exemplo é o programa "Pacto pela Vida", adotado em Pernambuco em 2007. No ano da implantação, a taxa de homicídio registrada era de 53,0 por 100 mil pessoas. Com o aprimoramento do projeto no passar dos anos, o programa mostrou sua eficiência conseguindo reduzir a taxa de homicídios em 36,0% até o ano de 2013. Contudo, com a extinção do plano, as taxas progrediram nos últimos três anos, apontando um aumento de 39,3% [12, 13].

O grupo de homens jovens também é um dos mais atingidos pelos homicídios, principalmente na faixa dos 15 a 29 anos, impactando na estrutura etária da população brasileira. Sabe-se que grande parte desses homens jovens pode estar em áreas onde existe bastante oferta de armas e drogas e onde também são constantes as operações policiais. A falta de oportunidade de trabalho e de educação também favorece a inserção dos homens jovens no mundo paralelo [7, 10, 11, 13]. Em 2016, 33.590 jovens, entre 15 a 29 anos, foram mortos em ações violentas o que corresponde a 53,7% do total de homicídios e, destes, 94,6% são homens. Essa parcela vem crescendo ao longo dos anos de uma forma assustadora, indicando que as políticas públicas para sanar essa questão não estão sendo efetivas [12].

A diferença impressiona, também, ao se observar os homicídios por raça/cor. A taxa de homicídios para negros (pretos e pardos) foi um pouco mais do que o dobro da taxa

de homicídios para os não negros (brancos, amarelos e indígenas), ou seja, uma taxa de 40,2 versus 16,0 por 100 mil habitantes, respectivamente. Na publicação *Atlas da Violência 2018* foi calculado um Índice de Vulnerabilidade Juvenil à Violência (IVJV), com a finalidade de captar essa diferença racial para os jovens. O IVJV evidenciou que o risco de um jovem negro sofrer um homicídio é 2,7 vezes maior que o risco de um jovem branco [12].

Outro estudo também evidencia essa transparente desigualdade racial ao se observar o cenário dos homicídios para negros. O *Anuário Brasileiro de Segurança Pública*² constatou que, entre os anos de 2015 e 2016, 76,2% dos boletins de ocorrências de mortes em intervenções policiais eram de pessoas negras, excluídos os boletins em que não havia a informação sobre raça ou cor [12].

Um debate que vem ganhando grande repercussão é a flexibilização da posse de armas de fogo. Em dados históricos, do período de 1980 a 2016, foram registradas aproximadamente 910 mil mortes causadas por armas de fogo. No começo desse período, a proporção dos homicídios encontrava-se em torno de 40%, crescendo paulatinamente até chegar a 71,1%. A partir de 2013, quando o governo Lula sancionou o *Estatuto do Desarmamento*, esta proporção se manteve estável até o ano de 2016 [12].

As mulheres também contribuem para as taxas de homicídios. Porém, sob uma ótica diferente da dos homens. Uma boa parcela dos homicídios de mulheres é caracterizada como "feminicídio", ou seja, são crimes em sua maioria exercidos pelo parceiro íntimo, com ou sem violência sexual, crimes seriais ou violência sexual seguida de morte. [14].

1.2.3 Programa Bolsa Família

O Programa Bolsa Família (PBF) surgiu pela necessidade de um programa único de transferência direta de renda que beneficiasse adequadamente as famílias em condições de *pobreza* e *extrema pobreza*, em âmbito nacional. As famílias em condição de *pobreza* são aquelas com renda familiar *per capita* entre R\$ 89,01 a R\$ 178,00 desde que tenham gestantes e/ou crianças ou adolescentes com idade de 0 a 17 anos. Já as famílias em condições de *extrema pobreza* são aquelas com renda familiar *per capita* de até R\$ 89,00. Estes valores estão atualizados conforme a última publicação em maio de 2018. Abaixo, são apresentadas as mudanças desses valores desde sua criação até a presente data em relação ao salário mínimo nominal [15].

²Disponível em: <http://www.forumseguranca.org.br/publicacoes/anuario-brasileiro-de-seguranca-publica-2018/>

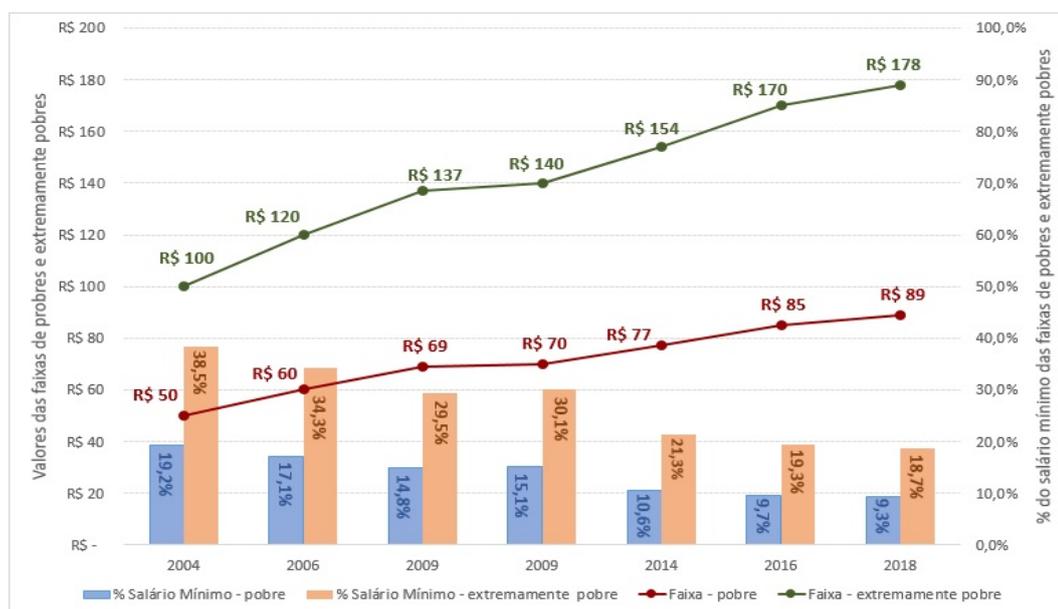


Figura 1: Mudança nas linhas de pobreza e extrema pobreza em reais e seu percentual em relação ao salário mínimo nominal - Fonte: MDS/IPEADATA

Antes do PBF, existiam programas de transferência de renda que não atendiam de forma eficiente essas famílias. A ideia então foi unificar os programas para atender melhor e com eficiência a população que necessita desses recursos. A lista de benefícios do PBF inclui as seguintes ações: [16]:

1. *Programa Nacional de Renda Mínima Vinculada à Educação (Bolsa Escola)*: era um programa amparado pela lei nº 10.219, e regulamentado pelo Decreto nº 3.823/2001, que tinha como critério beneficiar famílias com crianças com idades de 6 a 15 anos matriculadas na rede de ensino básico, em algum dos 5.565 municípios brasileiros, e possuir renda *per capita* inferior a R\$ 90. O benefício consistia no pagamento no valor de, no mínimo, R\$ 15 por criança, e deveria ter a frequência escolar mínima mensal de 85%. O benefício era cedido para até três crianças e o responsável pelo programa era o Ministério da Educação (MEC).
2. *Programa Bolsa Alimentação*: era regulamentada pelo Decreto nº 3.934/2001, tendo como público atendido as gestantes, nutrizes e crianças de 6 meses a 6 anos e 11 meses de idade que apresentassem situação de risco nutricional, ou seja, famílias com renda *per capita* inferior a R\$ 90. O valor do benefício era de R\$15 e não podia ultrapassar o valor de R\$45. Os critérios para o recebimento consistiam na participação de programas de prevenção na área da saúde, como atendimento pré-natal; vacinação; acompanhamento do crescimento e do desenvolvimento infantil;

incentivo ao aleitamento materno; e atividades educativas em saúde e sua gestão através do Ministério da Saúde (MS).

3. *Auxílio Gás*: amparado na lei nº 10.453/2002, e regulamentado pelo Decreto nº 4.102/2002, era um benefício financeiro bimestral no valor de R\$15 destinadas às famílias com renda mensal *per capita* inferior a meio salário mínimo - denominadas pobres - com forma de compensação do aumento do gás de cozinha em resultado da retirada do subsídio. Sua gestão era do Ministério de Minas e Energia (MME).
4. *Cartão Alimentação*: foi criado pela Lei nº 10.689/2003, e regulamentado pelo Decreto nº 4.675/2003, tinha como benefício o valor de R\$ 50 para as famílias com renda mensal inferior a meio salário mínimo *per capita*. Esta foi uma das principais ações do Programas Fome Zero, com intuito de promover a segurança alimentar, com grande repercussão no governo Lula. O Ministério Extraordinário de Segurança Alimentar e Combate à Fome (MESA) era o responsável por este programa.

Na descrição de cada programa é possível notar que os objetivos, o público beneficiado e seus responsáveis por cada programa eram diferentes. A duplicidade de beneficiários era nítida, ocasionando a falta de cobertura para uma parte da população que também necessitava desses benefícios para sair da situação de pobreza. Por isso, a implantação do PBF é tida como uma inovação para superar a situação de pobreza dessas pessoas que deveriam ser contempladas pelos programas de transferência de renda. No primeiro ano, a implantação atendeu cerca de 3,6 milhões de famílias, chegando a 12,5 milhões em 2018 [15, 16].

O PBF foi criado através da lei nº 10.836³ pelo presidente Luiz Inácio Lula da Silva, em 9 de janeiro de 2004, com o objetivo de combater a pobreza e a desigualdade no Brasil. O programa cobre 5.565 municípios, incluindo o Distrito Federal desde o ano de 2006 [15].

Para alcançar o objetivo do PBF estabelecido em sua lei de formação, o programa atua em três aspectos específicos, que são:

- complementar mensalmente a renda das famílias beneficiadas, através do recebimento de um auxílio em dinheiro, garantindo o alívio rápido da situação de pobreza.
- romper com o ciclo de pobreza, estabelecendo condicionalidades às famílias de forma que elas acessem os direitos sociais como as políticas de saúde, educação e de as-

³A Legislação referente ao Programa Bolsa Família (PBF) pode ser acessada no site do Ministério do Desenvolvimento Social: <http://mds.gov.br> .

sistência social. Esse item tem como objetivo a inserção social dessas famílias e contribui para o desenvolvimento das futuras gerações.

- Articular e integrar as políticas sociais visando incentivar o desenvolvimento das famílias, o que motiva a superação da situação de pobreza e as distancia do cenário de vulnerabilidade.

É importante ressaltar que estão previstas no artigo 23 da Constituição brasileira a superação da pobreza e a redução das desigualdades como atribuições da União, dos estados, do Distrito Federal e dos municípios [17]. Todas as esferas participam do controle do PBF. Por isso sua gestão é dita como descentralizada e cada uma tem sua atribuição específica para o cumprimento do programa. O encarregado pelo PBF é o Ministério do Desenvolvimento Social (MDS) e o executor dos pagamentos dos benefícios é a Caixa Econômica Federal (CEF) [15].

Para fazer parte do PBF, é preciso realizar a inscrição no Cadastro Único (CadÚnico) para Programas Sociais do Governo Federal. O CadÚnico é o sistema onde são coletados e armazenados os dados das famílias de baixa renda do país inteiro com a finalidade de adicioná-los nos programas de assistência social e redistribuição de renda [15].

A inscrição no CadÚnico é a primeira etapa no processo para a concessão do benefício. A segunda é a análise das informações fornecidas pelas famílias para verificar se elas se adequam às regras do programa, ou seja, se são famílias em condições de *pobreza* e *extrema pobreza*. Estas informações são feitas em computadores e não tem intermédio de pessoas. O pagamento é condicionado ao orçamento do governo federal e também à estimativa de famílias pobres do município.

Ao ser concedido o benefício, as famílias recebem um Cartão Bolsa Família pelos Correios, emitido pela CEF, e que é utilizado para os saques do Bolsa Família, como também para informações referentes ao calendário da concessão dos benefícios, forma de utilização, dentre outras informações.

A quantia paga mensalmente pelo PBF é composta pela soma dos benefícios básico e/ou variáveis na qual dependem da composição das famílias, como quantidade de pessoas, idade, gestantes e nutrizes, e da renda familiar. Há exigências para o pagamento de cada tipo de benefício com intuito de promover a inserção social das famílias que estão atreladas a cada tipo de benefício.

O benefício básico no valor de R\$ 89,00 é pago apenas para as famílias *extremamente pobres*, ou seja, para aqueles famílias com renda mensal por pessoa de R\$ 89,00.

O benefício variável consiste em valores distintos e estão condicionados à composição das famílias:

1. Acumuláveis até cinco por família:

- O benefício variável no valor de R\$ 41,00 para famílias com renda mensal de até R\$ 178,00 *per capita* e que sejam compostas por crianças ou adolescentes de 0 a 15 anos. A condição exigida é a frequência escolar para crianças e adolescentes entre 6 e 15 anos.
- O benefício variável no valor de R\$ 41,00 para famílias com renda mensal de até R\$ 178,00 *per capita* e que tenham grávidas em sua composição. A exigência é de que a mulher esteja identificada na área de saúde e o benefício é pago durante nove meses.
- O benefício variável no valor de R\$ 41,00 para famílias com renda mensal de até R\$ 178,00 *per capita* e que tenham crianças entre 0 e 6 meses em sua composição, com o propósito de ampliar a alimentação do bebê, inclusive se não morar com a mãe. O benefício é pago por seis meses e a condição é a de que os dados do bebê precisam estar cadastrados no CadÚnico com até seus seis meses de vida.

2. Acumuláveis até 2 por família:

- O benefício variável no valor de R\$ 48,00 para famílias com renda mensal de até R\$ 178,00 *per capita* e que tenham adolescente entre 16 e 17 anos em sua composição. A condição é que os adolescentes estejam frequentando a escola.

3. Superação da Extrema Pobreza: valor do benefício é calculado caso a caso, de acordo com a renda e a quantidade de pessoas da família, para garantir que a família ultrapasse a renda de R\$ 89,00 por pessoa mesmo depois de concedidos os outros benefícios estabelecidos pelo PBF.

As condicionalidades sujeitas à concessão das bolsas às famílias tem como objetivo ampliar o acesso aos direitos sociais e, por isso, contam com a ajuda dos Ministérios da Educação e Saúde para o monitoramento e cumprimento dessas medidas. O MDS emite um relatório com as pessoas cadastradas no CadÚnico para averiguar se as famílias estão cumprindo as condicionalidades. Para famílias que tenham crianças e adolescentes com idades entre 6 e 17 anos, são informadas as respectivas frequências escolares. Já para as

crianças de 0 a 6 anos é conferido se a família está em dia com o cartão de vacinação, além da aferição do peso e altura das crianças. Para as mulheres que estão em idade fértil, é verificada se estão gestantes e se estão em acompanhamento do pré-natal.

O Ministério do Desenvolvimento Social é o órgão encarregado em monitorar se algum membro da família cadastrada no CadÚnico e no Sistema de Benefícios ao Cidadão (Sibec), está cumprindo com as condicionalidades relacionadas à educação e/ou saúde por meio do Sistema de Condicionalidades (Sicon). Nele, é possível acompanhar se os estudantes estão com alguma diminuição na frequência escolar, se as crianças estão em dia com o calendário vacinal e se no acompanhamento do crescimento estão atualizados, ou ainda, se as gestantes estão em dia no acompanhamento no pré-natal. Este monitoramento é de suma importância para o poder público, pois pode indicar que as famílias estão com algum impedimento para usufruir desses serviços, mostrando que elas devem estar em situação de risco social ou vulnerabilidade.

O descumprimento de algum compromisso com o PBF ocasiona de forma gradativa no fim do pagamento do benefício que varia de acordo com o histórico registrado no Siscon. O esquema para entender melhor esses prazos e consequências estão apresentados na figura 2.

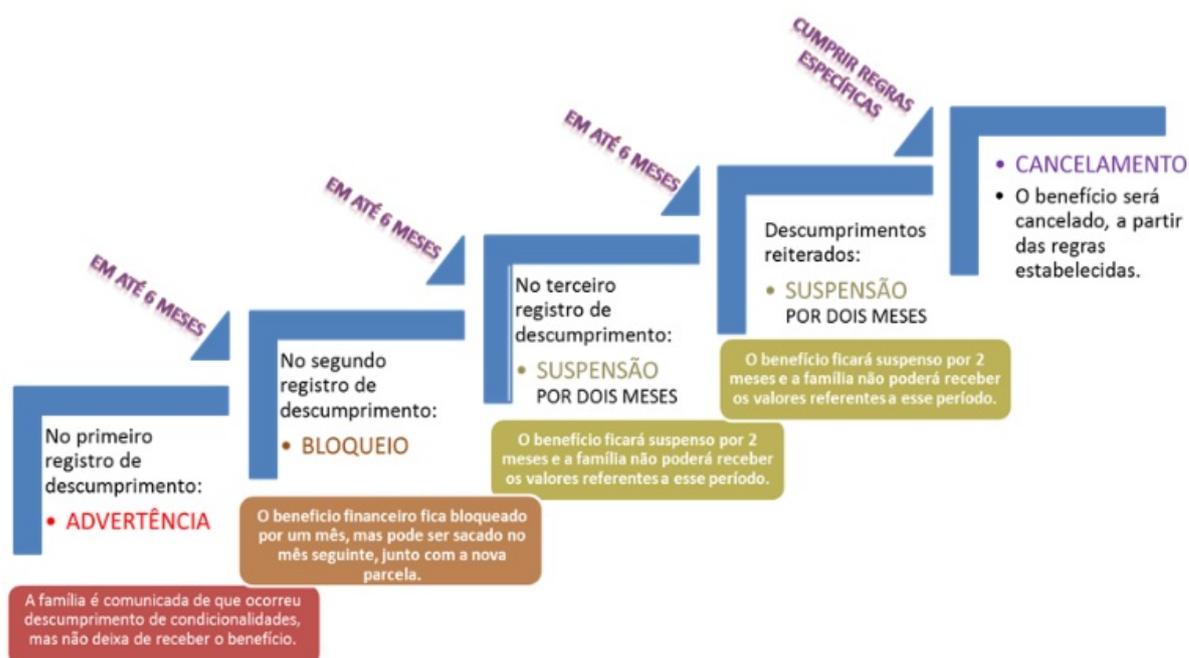


Figura 2: Esquema dos efeitos dos descumprimentos das condicionalidades do PBF

Como consequência, as famílias podem ser advertidas, pois algum membro descumpriu

com a condicionalidade, mas não deixa de receber o benefício; bloqueadas no programa por um mês, mas pode ser retirado no mês subsequente acumulado com o próximo benefício; suspensão do programa por dois meses e não podendo repor esse benefício e, por fim, pode ser cancelado o benefício do PBF. Cada medida adotada até o cancelamento do benefício do PBF têm o intervalo de tempo de seis meses e caso haja algum motivo capaz de reverter o cancelamento, um recurso pode ser obtido. Em razão das condicionalidades e exigências do PBF, seu sistema é dito como dinâmico, ou seja, há famílias entrando e saindo todos os meses do programa.

O PBF fornece resultados nas áreas da educação e da saúde, colaborando para o delineamento, administração e fornecimento dos serviços socioassistenciais das famílias beneficiadas pelo PBF. Oferecer às famílias a assistência social é uma das medidas adotadas para aquelas que tiveram seus benefícios suspensos no descumprimento de alguma condicionalidade. Este acompanhamento familiar é muito importante para as famílias em alguma situação de ameaça social ou vulnerabilidade por possibilitar a identificação de localidades que evidenciem a necessidade de um trabalho social.

O trabalho social contribui de forma significativa para as famílias vencerem as dificuldades geradas pelas vulnerabilidades sociais e pelos obstáculos derivados da situação de pobreza, pois este acompanhamento coopera de forma direta para não haver interrupções na complementação da renda dessas famílias, intensificando a reabilitação, conservação e expansão da função protetiva das famílias tornando-as independentes e libertas da pobreza. Essas aplicações realizadas pelos serviços socioassistenciais que estão atreladas às condicionalidades do PBF agem de forma positiva para o crescimento da sociedade brasileira.

1.2.4 Fatores Socioeconômicos e Demográficos, Programa Bolsa Família e sua relação com os Homicídios

A desigualdade é uma questão que norteia o aumento dos homicídios no Brasil. Ela não se refere somente à questão da distribuição de renda ou pobreza, mas também à questões relacionadas a exclusão social presentes na sociedade. O avanço desordenado da urbanização está diretamente ligado à exclusão relacionada forma desigual com que as oportunidades sociais estão sendo ofertadas, contribuindo significamente para o aumento dos conflitos violentos, e acarretando nos homicídios em áreas urbanas [10, 11].

O papel do governo e suas políticas sociais no combate aos homicídios são de suma importância para a reversão dessa realidade. O estudo de Cerqueira e Coelho (2015) que

analisa o efeito da educação sobre a taxa de homicídio, para o período de 2009 a 2010, concluiu que se todos os indivíduos com mais de 15 anos fossem matriculados no ensino médio, a diminuição dos homicídios seria de 42,3% no Brasil, baseado em um modelo contrafactual.

Cerqueira e Coelho (2015) também analisaram o efeito das oportunidades no mercado de trabalho sobre a taxa de homicídios nas últimas quatro décadas e concluíram que quanto maior a oferta no mercado de trabalho e educação, menor é a taxa de homicídios nos municípios do Brasil, constatando que, para os homens jovens (15 a 29 anos) com até o ensino médio, o aumento de 1% na taxa de desemprego eleva a taxa de homicídios em 2,62%.

O Programa Bolsa Família é um dos alicerces do governo federal no combate à pobreza e a desigualdade no Brasil. Sabe-se que os homicídios estão relacionados à diferença de renda e o PBF surge na intenção de remediar essa carência da população brasileira. O estudo de Machado et. al (2018) analisou o efeito da cobertura do PBF nos homicídios e nas internações nos 5.507 municípios brasileiros por agressão no período de 2004 a 2012. O estudo evidenciou que a alta cobertura PBF foi responsável pela redução de até 17% nos homicídios e de até 8% nas internações por agressões nos municípios brasileiros. Também foi possível observar que a persistência de alta cobertura do PBF (mais do que 70% da população elegível beneficiada) reduziu os homicídios em 21% quando a alta cobertura esteve presente por dois anos e em 24% quando esta mesma cobertura esteve presente por quatro anos.

O estudo produzido por Thomé e Vonbun (2017) teve o propósito de avaliar o impacto dos gastos públicos em programas de transferência de renda, mais especificamente o PBF, sobre os índices de criminalidade brasileira ao longo de sua atuação. Concluiu-se que o PBF atua de forma direta nos princípios da família brasileira e na sua reestruturação familiar, no tocante de seus valores morais tanto individuais quanto da família, influenciando o indivíduo a não cometer crime que pode ocasionar na perda do benefício. O estudo concluiu que o PBF atua na redução dos homicídios intencionais no Brasil.

O estudo de Sousa et. al (2014) analisou os fatores socioeconômicos como possíveis determinantes dos homicídios na Bahia (BA). Dentre os indicadores associados aos homicídios, a média de recebimento do Bolsa Família evidenciou uma relação direta a taxa de homicídios. Os autores concluem que o crescimento desordenado das grandes cidades sem a assistência do governo pode até melhorar as condições socioeconômicas e demográficas servindo de atrativo para a imigração. Contudo, as desigualdades tornam-se mais eviden-

tes nessas localidades. Portanto, a situação de vulnerabilidade favorece o recebimento de maiores valores médios do PBF nas grandes cidades da mesma forma que os homicídios.

O Programa Bolsa Família se mostrou eficiente ao diminuir o risco em outros assuntos relacionados à saúde, como a taxa de suicídios e a mortalidade infantil no Brasil. O estudo de Alves, Machado e Barreto (2018) avaliou o efeito do PBF sobre as taxas de suicídios no Brasil no período de 2004 a 2012. A pesquisa indicou que o aumento na cobertura do PBF foi associado a uma redução nas taxas de suicídio nos municípios brasileiros. Esse aumento foi observado a medida que a alta cobertura do PBF (igual ou superior a 70%) permaneceu por vários anos.

Rasella (2013) analisou o impacto do PBF em conjunto com o programa de atenção primária à saúde sobre a taxa de mortalidade em crianças menores que cinco anos no período de 2004 a 2009. O estudo mostrou a relação inversa entre a taxa de mortalidade infantil e o PBF. Esta constatação é um indicativo de que o PBF contribui significativamente na redução da mortalidade infantil, pois auxilia no combate à pobreza, tratando de problemas ocorrentes nessa população mais vulnerável, como diarreia e desnutrição, em um país onde a desigualdade está em destaque.

1.2.5 Regiões Metropolitanas e Região de Influência do Brasil

Metrópole é uma denominação usada para definir um lugar de ligação com áreas metropolitanas ou centrais. As regiões metropolitanas (RM's) são denominadas como aglomerações urbanas que estejam nos mesmos moldes de uma metrópole. Essas aglomerações urbanas são unidades territoriais formadas por dois ou mais municípios limítrofes que tem como peculiaridade integrar de forma geográfica, ambiental, política e socioeconômica estes espaços urbanos. As metrópoles ou regiões de influência são esses espaços urbanos com importância política, populacional e socioeconômica que são influentes nacionalmente ou sobre alguma região que tenham, ao menos na sua configuração, como uma área de influência de uma capital regional, conforme os critérios do IBGE [18].

Um estudo pioneiro feito pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) com o objetivo de detectar e delinear áreas metropolitanas do Brasil, baseados na metodologia do Censo de 1970, orientou na criação das nove primeiras RMs do Brasil: São Paulo, Belo Horizonte, Porto Alegre, Curitiba, Salvador, Recife, Fortaleza, Belém e Rio de Janeiro, amparadas pelas Leis Complementares nº 14/1973 e nº 20/1974 [18].

Com a promulgação da Constituição Federal de 1988 a definição de região metropoli-

tanada foi formalizada e instituída tornando sua criação facultada aos Estados, conforme está disposto no artigo 25, § 3, CF/88:

“ Os Estados poderão, mediante lei complementar, instituir regiões metropolitanas, aglomerações urbanas e microrregiões, constituídas por agrupamentos de municípios limítrofes, para integrar a organização, o planejamento e a execução de funções públicas de interesse comum.”

No decorrer dos anos, houve a multiplicação de RM nos estados no Brasil totalizando, em 2015, cerca de 73 [18].

As nove primeiras RM do Brasil, com a inclusão de Manaus, Goiânia e Brasília, formam hoje as 12 RMs que compõem as redes de primeiro nível, conforme definição e última pesquisa realizada em 2008 pelo IBGE. As regiões que compõem as redes de primeiro nível recebem essa denominação devido à sua rede de influência nas cidades que consistem em lugares que possuem órgãos dos poderes executivo e judiciário, como também serviços que promovem o desenvolvimento dessas regiões como universidades, a permanência de grandes empresas, oferta de serviços bancários, domínios de internet e serviços de saúde [19].

A região metropolitana é a menor unidade de análise representada pelo desenho amostral das pesquisas, permitindo a expansão da sua amostra para as nove regiões metropolitanas de primeiro nível que são compostas pelos municípios listados na tabela 5 no anexo A [20].

A atividade econômica e representação da população dessas nove regiões metropolitanas podem ser observadas na tabela 1. Nela, é ilustrada a quantidade de habitantes que vivem nessas regiões metropolitanas e a representação nacional do Produto Interno Bruto(PIB), que é a soma dos valores monetários de todos os bens e serviços finais produzidos em cada região metropolitana [19].

Tabela 1: Regiões metropolitanas do Brasil segundo a quantidade de municípios e de habitantes, e participação do PIB nacional, em 2013

Região Metropolitana	Nº de municípios	População (nº de habitantes)	Participação no PIB nacional
RM Belém	7	2.360.250	0,69
RM Fortaleza	15	3.782.635	1,32
RM Recife	14	3.859.339	1,69
RM Salvador	13	3.884.435	1,67
RM Belo Horizonte	34	5.156.217	3,12
RM Rio de Janeiro	19	12.064.658	7,57
RM São Paulo	39	20.775.114	17,82
RM Curitiba	29	3.429.888	2,58
RM Porto Alegre	32	4.163.846	2,57

Fonte: IBGE (2018).

2 Objetivos

2.1 Objetivo Geral

- Investigar a associação entre o Programa Bolsa Família e os homicídios nas nove regiões metropolitanas de primeiro nível do Brasil no período de 1996 a 2015.

2.2 Objetivos Específicos

- Descrever as séries temporais mensais dos homicídios nas nove regiões metropolitanas de primeiro nível do Brasil no período de 1996 a 2015;

- Descrever as séries temporais mensais da proporção de famílias beneficiadas e da taxa de cobertura pelo PBF nas nove regiões metropolitanas de primeiro nível do Brasil no período de 2004 a 2015;

- Ajustar um modelo de série temporal para cada região metropolitana de primeiro nível do Brasil, com o intuito de mensurar a relação entre o PBF e os homicídios, controlado por fatores socioeconômicos e demográficos no período de 1996 a 2015.

3 Justificativa

Os homicídios no Brasil estão crescendo, evidenciado a indiferença das autoridades nos âmbitos federal, estadual e municipal com a sociedade civil, o que afeta a demografia de seus estados como também o crescimento econômico e social [13]. Eles incidem sobre pessoas de todas as idades, gêneros e raças da nossa sociedade, principalmente os grupos socioeconômicos menos favorecidos, como as pessoas de baixa renda e moradores de áreas periféricas dos grandes municípios e das Regiões Metropolitanas.

O estudo dos homicídios é importante para a saúde pública do Brasil em diversos aspectos, pois requer o aprimoramento do Sistema Único de Saúde (SUS), a adequação do planejamento de políticas públicas e constitui importante carga de doença conhecida como as *causas externas*. Ao receber vítimas de arma de fogo ou faca nos hospitais da rede pública, a quantidade de atendimentos é aumentada substancialmente, acarretando no custo hospitalar da internação e/ou tratamento para essas vítimas. Além disso, aumenta o custo do atendimento hospitalar para as vítimas de agressões que podem vir a falecer, devido à gravidade do ferimento. A violência que culmina no homicídio também pode ocasionar problemas psicológicos na população. Os homicídios decorrentes dos conflitos entre traficantes e policiais em zonas mais pobres, por exemplo, produzem medo nos seus moradores, ocasionando problemas de saúde física e mental, afastamento de atividades laborais e escolares e dentre outros, privação do lazer. O grande número de homicídios também afeta a demografia brasileira no que diz respeito à pirâmide etária. A maioria das pessoas que perdem suas vidas são homens jovens, de acordo com as evidências encontradas em estudos recentes. Esta constatação configura um problema de caráter social, pois esses jovens que estão morrendo evidenciam que as políticas públicas não estão conseguindo alcançar esse grupo de pessoas. Como consequência dessas mortes prematuras, questões relacionadas à fecundidade da população, oferta de mão de obra e contribuição social são diretamente afetadas. Uma característica social de países em desenvolvimento é a desigualdade, e o Brasil faz está inserido neste rol. Tal fator é um dos precursores da violência e dos homicídios, e é observado em maior intensidade nas Regiões Metropolita-

nas que estão em crescimento constante, e provocado pela migração de pessoas para esses grandes centros na busca de melhores oportunidades de vida.

A desigualdade de renda está diretamente relacionada aos homicídios e, no Brasil, ela é evidente. Os estudos relacionados à renda indicam que os homicídios ocorrem com maior frequência na população de baixa renda. A diferença entre este grupo e o de média ou alta renda é tão perceptível que parece existir populações distintas em um mesmo país.

O Programa Bolsa Família nasceu com o intuito de diminuir a pobreza e a desigualdade no Brasil. Para isso, buscou inserir socialmente as famílias pobres. A ideia de complementar a renda dessas famílias em condição de pobreza inserindo-as nas políticas de educação, saúde, e assistência social, possibilita a conscientização de seus direitos sociais, colaborando para a saída da situação de vulnerabilidade das barreiras ocasionadas pela pobreza.

O PBF tornou-se conhecido mundialmente como o maior programa de transferência de renda do mundo e a política social do governo brasileiro de maior importância. Sendo assim, analisar o PBF como instrumento que colabora para a redução dos homicídios na sociedade brasileira é de grande importância pois o programa contribui para o desenvolvimento social do país.

4 Materiais e Métodos

4.1 Desenho e Área de Estudo

O presente estudo se trata de uma abordagem ecológica com recorte temporal, tendo o mês de ocorrência dos homicídios como unidade de análise no período de 1996 a 2015.

Para a delimitação geográfica do estudo foram selecionadas as nove Regiões Metropolitanas do Brasil denominadas de primeiro nível, conforme definição do IBGE e que permitem a expansão de seus resultados do desenho amostral da Pesquisa Nacional de Amostra por Domicílios (PNAD), que são: Belém, Fortaleza, Recife, Salvador, Belo Horizonte, Rio de Janeiro, São Paulo, Curitiba e Porto Alegre [20].

Região Norte

- **Região Metropolitana de Belém:** é composta por sete municípios brasileiros localizados na região Norte do país no Estado do Pará. Dentre as RM estudadas, é a que apresenta a menor população, que gira em torno de 2,3 milhões de habitantes. Contudo, é a segunda maior RM em termos populacionais do Norte. Em 2010, ganhou notoriedade por apresentar o Índice de Desenvolvimento Humano Municipal (IDHM) de 0,762, superando o índice anterior IDHM de 0,621 no ano 2000. Os principais setores econômicos que movimentam essa RM são: a indústria, setor bancário, comércio, serviços e órgãos públicos [21, 22].

Região Nordeste

- **Região Metropolitana de Fortaleza:** possui cerca de 15 municípios do estado do Ceará e está situada na região Nordeste do Brasil. Com aproximadamente 3,8 milhões de habitantes, é a segunda RM mais populosa do Norte-Nordeste. Sua economia é aquecida pelo turismo, tendo como atrativo grandes hospedagens do tipo “resorts” e está em expansão imobiliária também movimentando o setor da construção civil [21, 22].

- **Região Metropolitana do Recife:** é a RM mais antiga do Brasil, constituída por 14 municípios localizados em Pernambuco, na região Nordeste. É considerada a sexta maior RM do Brasil com aproximadamente 3,8 milhões de habitantes e considerada a terceira área metropolitana mais densamente habitada do Brasil. Os Portos do Recife e do Suape possuem as maiores movimentações do país nesse segmento por estarem num ponto geograficamente estratégico, contribuindo significamente para a economia da região [21, 22].
- **Região Metropolitana de Salvador:** é localizada no estado da Bahia e constituída por 13 municípios da região Nordeste do Brasil. A RM apresenta cerca de 3,8 milhões de habitantes. Suas principais atividades econômicas estão concentradas em atividades industriais, através do Polo Petroquímico de Camaçari e do Centro Industrial de Aratu, e também no turismo e comércio. Por esses empreendimentos, a RM tornou-se a mais rica da região Norte-Nordeste [21, 22].

Região Sudeste

- **Região Metropolitana de Belo Horizonte:** um conjunto de 34 municípios do estado de Minas Gerais compõem a RM. Esta é a terceira RM com a maior aglomeração urbana do país. A maior concentração de pessoas está na capital, no município de Belo Horizonte, sendo a sexta colocada no *ranking* do país. Esta RM é responsável por abrigar grandes fábricas da indústria como Ambev, Bombril, Elma Chips, entre outras, assim como grandes mineradoras, como a Vale do Rio Doce, por exemplo [21, 22].
- **Região Metropolitana do Rio de Janeiro:** está situada no Sudeste do país e é constituída por 19 municípios que fazem parte do Grande Rio Fluminense e da Grande Niterói. É a segunda RM demograficamente mais densa do Brasil, com cerca de 12 milhões de habitantes e, também, a segunda maior RM em termos de concentração de renda do Brasil. Empresas do setor financeiro e indústria, como exemplo, refinarias de petróleo, indústria naval, gráficas, entre outras, contribuem para o aquecimento econômico da RM, assim como o turismo [21, 22].
- **Região Metropolitana de São Paulo:** é composta por 39 municípios, incluindo a capital São Paulo, e fica localizada na região sudeste do Brasil. O Estado de São Paulo, onde ela está situada, é extenso territorialmente e possui outras RM como: Campinas, Baixada Santista, Vale do Paraíba, entre outras. A RM de São

Paulo está entre as dez RMs mais populosas do mundo com aproximadamente 21,5 milhões de habitantes. Essa RM tem grande importância no aspecto econômico do país e é responsável pela maior concentração da riqueza do país, pois nela situam-se as principais indústrias, comércios e empresas do setor financeiro que aquecem importantes movimentações econômicas do Brasil [21, 22].

Região Sul

- **Região Metropolitana de Curitiba:** é constituída por 29 municípios no estado do Paraná, localizados no Sul do Brasil. A população estimada dessa RM é de 3,4 milhões de habitantes, sendo a oitava mais populosa do Brasil. A sua economia é aquecida principalmente por parques industriais, como exemplo, montadoras de veículos, entre outros [21, 22].
- **Região Metropolitana de Porto Alegre:** é composta por 32 municípios que estão situados na região Sul do país, estado do Rio Grande do Sul. É a quinta RM mais populosa, com cerca de quatro milhões de habitantes e se destaca por ter o Índice de Desenvolvimento Humano (IDH) elevado - (IDH: 0,762 - PNUD 2010). Também é conhecida como a terceira RM mais rica do Brasil e é responsável por cerca de 40% do PIB gaúcho, tendo atividades econômicas nos setores da indústria, serviços, construção civil e comércio [21, 22].

4.2 Variáveis do Estudo e Fonte de Dados

4.2.1 Homicídios

Neste trabalho, consideram-se três agrupamentos chamados Agressões, Eventos (fatos) cuja intenção é indeterminada e Intervenções e operações de guerra que constam na Classificação Estatística Internacional de Doenças e Problemas Relacionados à Saúde (CID-10). Eles estão presentes no Capítulo XX sob o título Causas externas de morbidade e de mortalidade e suas descrições encontram-se na tabela 6 no anexo B [2, 23].

A definição usual de homicídio utilizada nos estudos considera apenas o agrupamento X85 a Y09 das Agressões: *“homicídios, lesões infligidas por outra pessoa, empregando qualquer meio, com a intenção de lesar (ferir) ou de matar”* [11, 23, 24].

Além desta, foram utilizados o agrupamento Y22 a Y24, que são as mortes ocasionadas por armas de fogo, e Y28 que são ocasionadas por objetos cortantes ou penetrantes, mas

que não tiveram a intenção determinada. Esses óbitos também são conhecidos por mortes por *causas externas que não se sabe se acidental ou intencionalmente infligidos*. E, ainda, foram contabilizados os óbitos definidos nos agrupamentos Y35 e Y36, que são aqueles que ocorrem devido a intervenções legais e em operações de guerra, já que esse tipo de óbito vem crescendo de forma substancial nos últimos anos. Esses dados referentes aos homicídios foram obtidos pelo Sistema de Informação de Mortalidade (SIM/MS) para o período de 1996 a 2015 [25].

Os dados referentes à população de cada região metropolitana foram coletados no site do IBGE. Nos anos 2000 e 2010, foram usados os dados do censo demográfico e, para o ano de 2007, a contagem da população. Para os outros anos, usou-se a população estimada calculada a partir da observação entre dois censos demográficos subsequentes, observando a tendência do crescimento populacional do município e a da Unidade da Federação.

A contagem mensal dos homicídios foi feita por local de residência da vítima para cada região metropolitana. A taxa de homicídios por local de residência foi calculada através da razão da contagem mensal dos homicídios e a população estimada de cada região metropolitana.

4.2.2 Bolsa Família

O PBF é a variável de exposição principal. Para mensurar a influência do PBF sobre os homicídios, foram criados dois indicadores de acordo com a revisão da literatura e definição no site do Ministério do Desenvolvimento Social. A construção desses indicadores foi realizada através da coleta da quantidade mensal de famílias beneficiadas pelo PBF em cada RM no período de 2004 a 2015 no site do MDS; a quantidade de famílias em cada RM que foi estimada para cada ano da PNAD (IBGE), período de 2004 a 2015, e a quantidade de famílias *elegíveis* para o recebimento do PBF, ou seja, aquelas que são consideradas pobres ou extremamente pobres conforme a sua renda familiar *per capita*. O site do MDS define o cálculo das famílias elegíveis da seguinte forma: nos anos de 2004 e 2005, as famílias elegíveis foram fornecidas pela PNAD 2004 considerando a renda familiar *per capita* de até R\$100,00. Para os anos de 2006 e 2009, as famílias elegíveis foram fornecidas pela PNAD 2006 considerando a renda familiar *per capita* de até R\$140,00 e, a partir de 2010, foi considerada a estimativa de famílias pobres fornecida pelo Censo Demográfico. Sendo assim, os dois indicadores foram criados da seguinte forma [15, 26–28]:

- Proporção de famílias beneficiadas pelo PBF: calculada pela razão entre o número de famílias beneficiadas pelo PBF e a quantidade de famílias para cada RM. Posteriormente,

este indicador foi categorizado em cinco faixas: Baixa para as RM menores ou iguais a 7,65%, Média Baixa para as RM de 7,66% a 9,58%, Média para as RM de 9,59% a 13,14%, Média Alta para as RM de 13,15% a 22,81% e Alta para maiores que 22,81%, com base nos quintis de todas RM.

- Taxa de cobertura do PBF: calculada através da razão entre o número de famílias beneficiadas pelo PBF e a quantidade de famílias *elegíveis* para o recebimento do PBF, ou seja, aquelas que são consideradas pobres ou extremamente pobres conforme a sua renda familiar *per capita*. A taxa de cobertura foi categorizada em três faixas: Baixa para as RM com menos de 30%, Média para as RM de 30% a 70% e Alta para maiores ou iguais a 70% [26–28].

Cabe ressaltar que os dados fornecidos pelo MDS sobre a informação da quantidade de famílias beneficiadas iniciam em 2004. Contudo, já existiam os programas de transferência de renda antes de 2004. Por isso, antes desse período adotou-se a categoria Baixa nos dois indicadores para todas as RM.

4.2.3 Indicadores Socioeconômicos e Demográficos

Os seguintes indicadores socioeconômicos e demográficos anuais foram fornecidos pela Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios (PNAD), realizada pelo IBGE e considerados como possíveis variáveis de ajuste com base na revisão de literatura [2, 11, 29]:

- Percentual de analfabetismo: Percentual de pessoas com 15 anos ou mais de idade, que não sabem ler e escrever um bilhete simples, no idioma que conhecem, na população total residente da mesma faixa etária em cada região metropolitana.

- Proporção de negros: é a razão entre o número de indivíduos pretos e pardos em relação a população em cada região metropolitana.

- Proporção de pobres: é a razão entre o número de indivíduos com renda familiar *per capita* inferior a 50% do salário mínimo em relação à soma total de todos os indivíduos com renda familiar *per capita* em cada região metropolitana, em todas as faixas de renda. Considera-se o valor do salário mínimo em 2015 (valor de R\$ 788,00) com as rendas ao longo dos anos deflacionada para este ano.

- Taxa de desemprego: é a porcentagem das pessoas desocupadas em relação às Pessoas Economicamente Ativas ¹(PEA).

¹PEA: pessoas com idade de 10 a 65 anos que foram classificadas como ocupadas ou desocupadas na semana de referência da entrevista, conforme definição do IBGE.

- Desvio padrão dos anos de estudo: mede o quanto a população da região metropolitana analisada está próxima ou longe da média dos anos de estudo. Quanto maior o desvio deste indicador, mais desigual em termos educacionais é essa população.

- Índice de Gini: mede a desigualdade de uma determinada população. Varia de 0 a 1, onde 0 indica que aquela população está em maior nível de igualdade e 1 o oposto. Este índice é construído para variáveis classificadas como numéricas e foi calculado para renda domiciliar *per capita*.

4.3 Análise dos Dados

Investigou-se a existência de associação entre o número de homicídios e o PBF para cada uma das nove regiões metropolitanas ajustado por fatores socioeconômicos e demográficos no período de 1996 a 2015.

4.3.1 Análise Exploratória

Trata-se de uma abordagem de série temporal que incluem as séries das taxas de homicídios e PBF na escala mensal e as séries dos indicadores socioeconômicos e demográficos que encontram-se numa escala anual.

A série temporal é um processo estocástico, ou seja, é uma família de variáveis aleatórias que são usadas para investigar o processo dos fenômenos observados ao longo do tempo. A sua principal característica é que seus dados são ordenados ao longo do tempo. Sua análise permite explorar a forma geradora da série temporal, descrever a dependência de seus dados em relação ao tempo, bem como o comportamento da série e, ainda, fazer previsões em função dos dados observados [30].

Com a finalidade de explorar as séries do PBF e dos indicadores socioeconômicos e demográficos sobre as taxas de homicídios, foram construídos gráficos de séries temporais para verificar o padrão de comportamento das tendências de crescimento (ou decréscimo), sazonalidades e observações aberrantes. A função de autocorrelação foi calculada com o objetivo de verificar a estrutura de dependência da série de homicídio de cada RM do Brasil. A função de autocorrelação é uma das principais ferramentas de análise exploratória de séries temporais, pois indica como cada valor em um dado instante de tempo t se relaciona com os valores em $t + 1, \dots, t + k$. [30].

No intuito de conhecer a correlação linear entre os homicídios e os indicadores do

socioeconômicos e demográficos, calculamos a matriz de correlação utilizando o coeficiente de *Spearman*. Os valores desta matriz estão contidos no intervalo $[-1;+1]$, indicando que quanto mais próximo do 1, seja positivo ou negativo, maior é a correlação, direta ou indireta, entre as variáveis. Nesta fase de análise exploratória dos dados, observou-se que os fatores socioeconômicos e demográficos são altamente correlacionados entre eles. Isto é um sinal de que os dados apresentam multicolineariedade, o que é um problema na modelagem, pois tem efeito direto nas estimativas dos coeficientes da regressão que serão feitas posteriormente [31].

4.3.2 Análise de Componentes Principais

Para tratar a alta correlação existente entre os fatores socioeconômicos e demográficos utilizamos a Análise de Componentes Principais (ACP) no intuito de reduzir a dimensão e obter um conjunto de variáveis não correlacionadas.

A ACP tem por finalidade, dentre outras, explicar a covariância de variáveis correlacionadas por meio de uma transformação ortogonal, ou seja, em um número menor de variáveis linearmente não correlacionadas, sendo essas últimas combinações lineares das anteriores. Essas novas variáveis recebem o nome de Componentes Principais e são ordenadas num gradiente em relação a variabilidade de seus dados [32].

Sob a visão da Geometria Espacial, pode-se dizer que a ACP tem como objetivo diminuir o número de dimensões, ou seja, um número menor de componentes principais que melhor explique a variação desses dados em um novo plano. Cabe ressaltar que a informação dos dados não se altera, somente a questão da correlação entre eles [32].

O número de rotações para se obter um novo conjunto de dados não correlacionados, ou seja, o número de componentes selecionados que satisfaça o critério de melhor representatividade dos dados é feito através da escolha dos componentes que possuem autovalores superiores a um, ou também pode-se escolher através das componentes que estejam entre 80% a 90% da variabilidade total dos dados originais e, por fim, temos o *Screeplot* que é um gráfico onde são "plotados" os autovalores das componentes em ordem decrescente cuja intenção é identificar em que momento ocorre a "estabilização" desses valores [32].

4.3.3 Modelo de Regressão Temporal

Modelo Linear Generalizado

Um dos objetivos de um modelo de regressão linear é explicar de forma linear o efeito da variável resposta em função de uma exposição (ou covariável). A variável resposta, neste caso, é uma variável aleatória que é distribuída normalmente em torno de uma média, ou seja, tem distribuição Normal. O Modelo Linear Generalizado (MLG) é uma extensão do modelo de regressão linear sendo representado por três componentes [33]:

1) **Componente Aleatório** que é dada pela variável resposta pertencente à família exponencial:

$$Y \sim F_{\varepsilon}(\cdot)$$

2) **Componente Sistemático** que são as covariáveis dadas pela combinação linear:

$$\beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \dots + \beta_k X_{ki} = \mathbf{X}^T \boldsymbol{\beta}$$

3) **Função de Ligação** que é a função que liga o componente aleatório e sistemático:

$$g(E(Y)) = \mathbf{X}^T \boldsymbol{\beta}$$

Uma das vantagens do MLG é a flexibilização da suposição de linearidade entre a variável resposta e as covariáveis. Por exemplo, pode-se ter uma relação logarítmica ou inversa. Também como vantagem, as distribuições da variável resposta que podem ser todas aquelas que pertencem à família exponencial. Contudo, ainda permanece o pressuposto de que as observações que serão analisadas no modelo precisam ser independentes umas das outras [33].

Os modelos de regressão com distribuição de probabilidade de Poisson ou Binomial Negativa são membros da classe dos MLG para analisar respostas que são do tipo contagem e, por isso, são modelos adequados para o desfecho estudado [33].

A contagem mensal do número de homicídios em cada RM do Brasil é uma série temporal de 1996 a 2015. Portanto, existe uma dependência entre essas observações. Neste caso, não seria possível usar o MLG por não cumprir com a premissa de independência das observações.

Modelo Linear Generalizado Misto

Uma extensão do MLG adequada para modelos que possuem algum tipo de dependência, como as séries temporais, medidas repetidas, dados em painel, dentre outras, são os Modelos Lineares Generalizados Mistos (MLGM), também conhecidos como modelos de efeitos mistos ou aleatórios. Nestes modelos, um efeito aleatório é introduzido

no intercepto, no coeficiente da covariável ou em ambos [34].

Seja $Y_1 \dots, Y_T$ o número de homicídios no mês t com distribuição de probabilidade de Poisson ou Binomial Negativa com valor esperado dado por $E(y_t) = \mu_t$ e o componente sistemático dado por:

$$\log(\mu_t) = \log(\text{pop}_t) + \beta_0 + \beta_1 PBF_t + \beta_2 IVSD_t + \varepsilon_t \quad t = 1, 2, \dots, 240. \quad (4.1)$$

onde, $\log(\text{pop}_t)$ é o termo *offset* dado pelo logaritmo da população; β_0 é intercepto; β_1 é o efeito das faixas de proporção de famílias beneficiadas **ou** cobertura do PBF; PBF_t é faixa da proporção de famílias beneficiadas do PBF **ou** faixa de cobertura do PBF; β_2 é o efeito do índice de variáveis socioeconômicas e demográficas gerado pela ACP; $IVSD_t$ é o índice de variáveis socioeconômicas e demográficas gerado pela ACP e ε_t é o componente aleatório que pode assumir a forma $\varepsilon_t \sim AR(1)$ **ou** $\varepsilon_t \sim RW(2)$.

Inferência

A inferência estatística tem como objetivo fazer afirmações sobre uma determinada população através de evidências provenientes de uma amostra desta mesma população. Estas afirmações estão atreladas a uma medida de precisão sobre a sua certeza. Para realizar tais afirmações, utilizaremos inferência bayesiana que será melhor compreendida ao colocarmos em confronto a inferência clássica.

Suponha uma população na qual se repete um experimento infinitas vezes sob as mesmas condições. O resultado desses experimentos origina uma amostra dessa população. A inferência clássica é baseada neste conceito. Um conjunto de dados produz apenas uma resposta dentre as várias que um conjunto de dados pode fornecer. A variabilidade dos dados presente em cada amostra precisa ser estimada. Para tal, é possível dizer que esses dados são oriundos de uma variável aleatória, definida como \mathbf{Y} , vinculada a F_{θ} denominada como a função distribuição. Esta função caracteriza a variabilidade da amostra proveniente da variável aleatória \mathbf{Y} . Esta variabilidade é desconhecida. Contudo, é possível atribuí-la a uma família F de funções na qual F_{θ} se adequa ao experimento observado.

Um parâmetro θ pode representar os elementos da família F de distribuição. Suponha, então, que estas famílias estão indexadas pelo parâmetro θ no espaço paramétrico Θ .

Desta maneira, pode-se representar essas famílias como:

$$F = \{F_{\boldsymbol{\theta}} : \boldsymbol{\theta} \in \Theta\} \quad (4.2)$$

A intenção é fazer inferências sobre o parâmetro $\boldsymbol{\theta}$, que, sob ótica clássica, é desconhecido. Contudo, ele é fixo. A partir de uma amostra da variável aleatória \mathbf{Y} retirada da população de interesse, que pode ser modelada pela $F_{\boldsymbol{\theta}}$, pode-se inferir sobre o parâmetro $\boldsymbol{\theta}$. Entretanto, o parâmetro $\boldsymbol{\theta}$ pode não ser fixo. Então, o uso da inferência bayesiana para inferir sobre o parâmetro $\boldsymbol{\theta}$ é conveniente nesses casos.

Em inferência bayesiana, as incertezas sobre o parâmetro $\boldsymbol{\theta}$ podem ser descritas por modelos probabilísticos. Pode-se definir $p(\boldsymbol{\theta})$ como a informação *a priori* disponível em relação ao parâmetro $\boldsymbol{\theta}$. Baseado nisso, é possível associar a variável aleatória y ao parâmetro $\boldsymbol{\theta}$, na qual $p(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{y})$ estabelece essa ligação. Com isso, após se observar a ocorrência do evento, ou seja $\mathbf{Y} = \mathbf{y}$, as informações acerca do parâmetro $\boldsymbol{\theta}$ são obtidas e, também, passam a ser intuitivas. Sendo assim, lança-se mão do teorema de Bayes ² no intuito de quantificar os incrementos dessas informações. O teorema é dado da seguinte forma:

$$p(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{y}) = \frac{p(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{y})}{p(\mathbf{y})} = \frac{p(\mathbf{y}|\boldsymbol{\theta})p(\boldsymbol{\theta})}{p(\mathbf{y})} \quad (4.3)$$

para

$$p(\mathbf{y}) = \int_{\Theta} p(\mathbf{y}, \boldsymbol{\theta})d\boldsymbol{\theta} = \int_{\Theta} p(\mathbf{y}|\boldsymbol{\theta})p(\boldsymbol{\theta})d\boldsymbol{\theta}$$

Pode-se usar $p(\mathbf{y})^{-1}$ como uma constante normalizadora de $p(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{y})$, uma vez que não depende do parâmetro $\boldsymbol{\theta}$. Ao fixar um valor para \mathbf{y} , podemos obter-se a função de verossimilhança através da $p(\mathbf{y}|\boldsymbol{\theta})$. Com base nisso, é possível chegar a distribuição *a posteriori* do parâmetro $\boldsymbol{\theta}$, $p(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{y})$, por meio das informações da distribuição *a priori* e a função de verossimilhança. Assim sendo, reescreve-se a fórmula de Bayes como:

$$p(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{y}) \propto p(\mathbf{y}|\boldsymbol{\theta})p(\boldsymbol{\theta}) \quad (4.4)$$

O símbolo de proporcionalidade foi usado no lugar da constante normalizadora. Da

²Somente após a morte de seu criador, o Reverendo Thomas Bayes, o teorema de Bayes foi publicado [35].

forma como foi reescrito o teorema de Bayes, estimar os parâmetros torna-se mais fácil, ou seja, a distribuição *a posteriori*. A forma mais eficiente da apresentação das informações probabilísticas da densidade *a posteriori* acerca do parâmetro θ é através do gráfico. Todavia, também se apresenta a estimativa pontual de θ e seu respectivo intervalo de credibilidade.

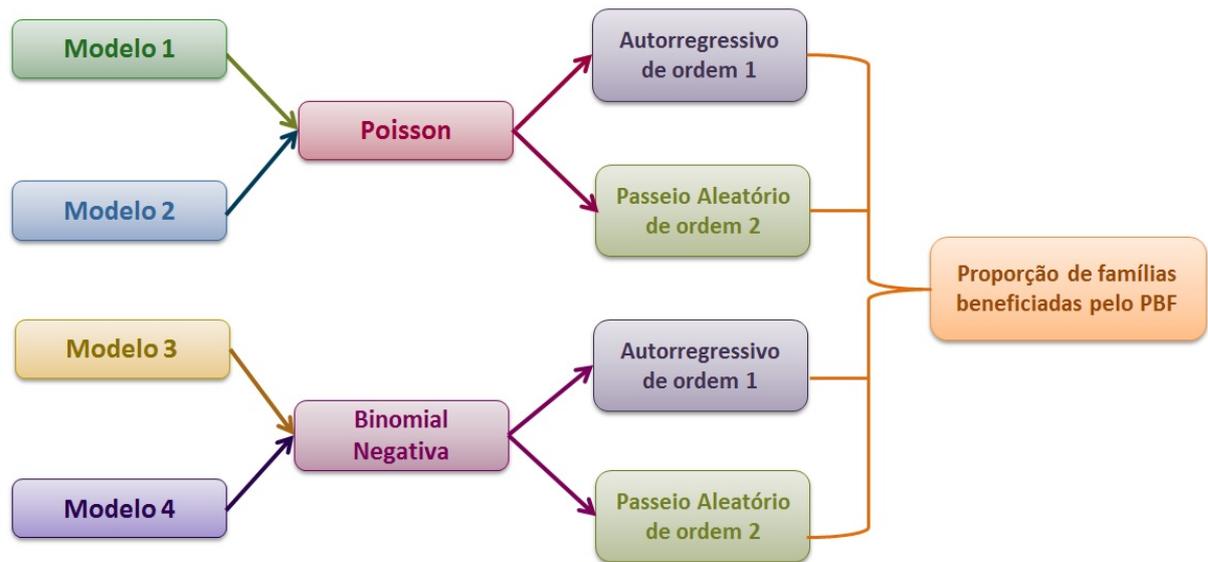
A distribuição *a posteriori* dos parâmetros do modelo não tem solução analítica e muitas propostas para resolver este problema tem sido apresentadas na literatura. O método de aproximação de Monte Carlo via Cadeias de Markov (MCMC) é o mais comum para fazer inferência bayesiana. Entretanto, neste trabalho utilizamos o INLA (*Integrated Nested Laplace Approximation*), desenvolvido por [36], como alternativa do método MCMC, pois fornece um método computacional eficiente e rápido, reduzindo o custo computacional. E, ainda, por ser um método alternativo no caso de apresentar problemas de diagnóstico de convergência em modelos complexos, por exemplo.

O método INLA tem o intuito de realizar inferência bayesiana para modelos cuja variável resposta y_i com algum tipo de independência no campo latente subjacente e um vetor de hiperparâmetros. Nesse tipo de método, a inferência a das distribuições *a posteriori* marginais para as variáveis latentes e para seus respectivos hiperparâmetros são aproximadas de forma direta com uma expressão fechada [36, 37]. .

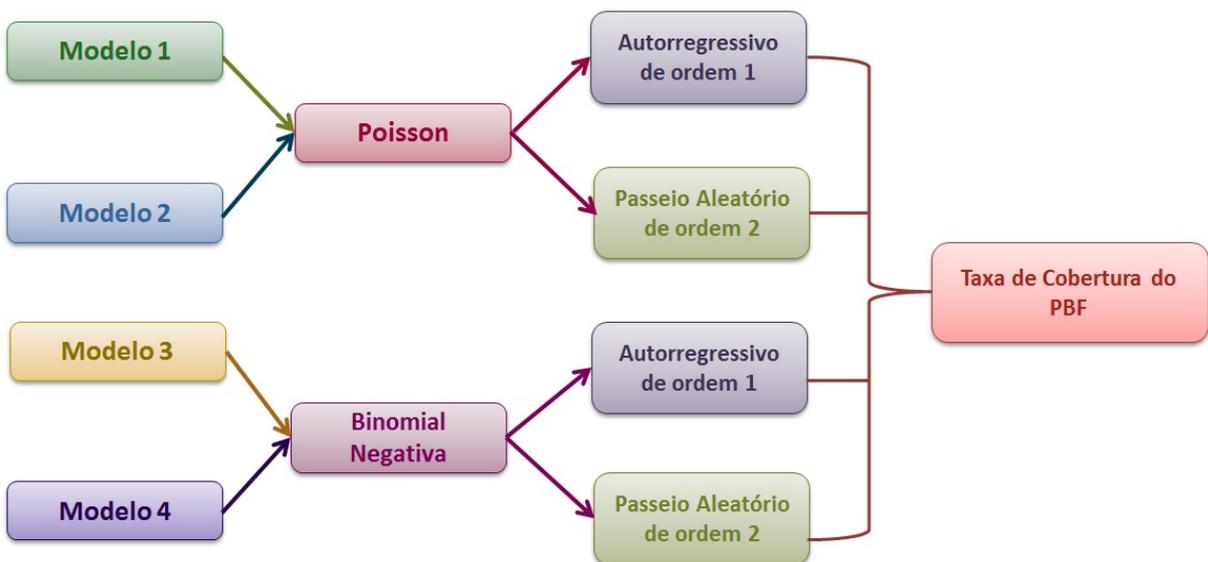
Toda as análises foram realizadas pelo o software estatístico R versão 3.5.1 utilizando o pacote Tidyverse, que oferece um conjunto de pacotes com diversas funções para manipular, transformar e visualizar bases de dados e INLA [38].

Comparação de Modelos

Foram construídos diversos modelos para explicar a influência do PBF de acordo com os indicadores da faixa da proporção de famílias beneficiadas e das faixas da taxa de cobertura. Eles foram feitos através de combinações das distribuições de probabilidade, que poderiam ser Poisson ou Binomial Negativa, e ainda, os termos aleatórios. Eles assumiriam a forma de autorregressivos ou de passeio aleatório de ordem 2, totalizando oito modelos, conforme ilustrado na figura 3. O critério de seleção para a escolha do modelo para cada indicador adotado foi o Critério de Informação Deviance (*Deviance Information Criterion - DIC*) e *Watanabe-Akaike Information Criterion - WAIC*.



(a) Combinações do indicador proporção de famílias beneficiadas



(b) Combinações do indicador taxa de cobertura

Figura 3: Combinações dos modelos explicados para a influência do PBF

O DIC é uma generalização do Critério de Informação Bayesiano (BIC) introduzido por [39]. Este critério é habitualmente utilizado para a seleção de modelos com enfoque bayesiano e também é uma boa aproximação para amostras grandes. O DIC é dado da seguinte forma:

$$DIC = D(\hat{\theta}) + 2p_D \quad (4.5)$$

onde, $D(\hat{\theta})$ é o desvio avaliado na média *a posteriori* dos parâmetros e p_D é representado pelo número de parâmetros do modelos, que é denotado por $p_D = \hat{D} - D(\hat{\theta})$.

Como forma de aperfeiçoamento ao DIC, o critério de informação amplamente aplicável (WAIC), foi criado com diferença de não ser invariante para reparametrizações e é definido como [40]:

$$WAIC = -2\log\hat{p}(\mathbf{z}) + 2\rho_{WAIC} \quad (4.6)$$

onde, $\hat{p}(\mathbf{z})$ é representada pela densidade *a posteriori* do vetor das amostras observadas e ρ_{WAIC} é dada pela penalização, dada por $\rho_{WAIC} = E[D(\hat{\boldsymbol{\theta}}|\mathbf{Z})] + 2\sum_{i=1}^n \log\pi(\mathbf{z}_i|\mathbf{Z})$.

Os critérios de informação DIC e WAIC medem o grau de informação que se perde ao escolher um determinado modelo. O melhor ajuste do modelo é aquele que apresenta os menores valores de DIC e WAIC. Cabe ressaltar que essas medidas são apenas para comparar os modelos, não sendo o único critério de seleção do modelo.

5 Resultados

5.1 Análise Exploratória

Os gráficos de séries temporais das taxas de homicídios, proporção de famílias beneficiadas e taxa de cobertura do programa bolsa família foram construídos. Os dados de homicídios para cada RM no período de 1996 a 2015 totalizam 240 observações mensais. Como o Programa Bolsa Família iniciou no ano de 2004, tivemos 144 observações mensais para a proporção de famílias beneficiadas e taxa de cobertura do PBF.

Os gráficos das séries mensais das taxas de homicídios ocorridos ao longo de 1996 a 2015 em cada região metropolitana de primeiro nível do Brasil estão apresentados na figura 4. Em todas as RM observam-se mudanças nas taxas de homicídios registrados nos anos de 1996 a 2015.

É possível notar um aumento considerável na taxa de homicídios ao longo do período analisado nas regiões metropolitanas de Belém, Belo Horizonte, Curitiba, Fortaleza, Porto Alegre e Salvador. Cabe chamar atenção para as RMs de Belém, Fortaleza e Porto Alegre, que praticamente triplicaram o registro ao longo do período observado quando comparado com o início da série, apresentando tendência de aumento ao final. As regiões metropolitanas de Belo Horizonte, Curitiba e Salvador também triplicaram suas séries. Contudo, apresentaram tendência de queda ao final.

A região metropolitana de Recife apresentou um comportamento de crescimento expressivo nos primeiros anos, se mantendo com esses altos registros até meados dos anos 2000. Por volta de 2005, a taxa de homicídios passou a reduzir, apesar do ligeiro aumento em 2013 chegando ao final da série com praticamente a mesma taxa de homicídios do início.

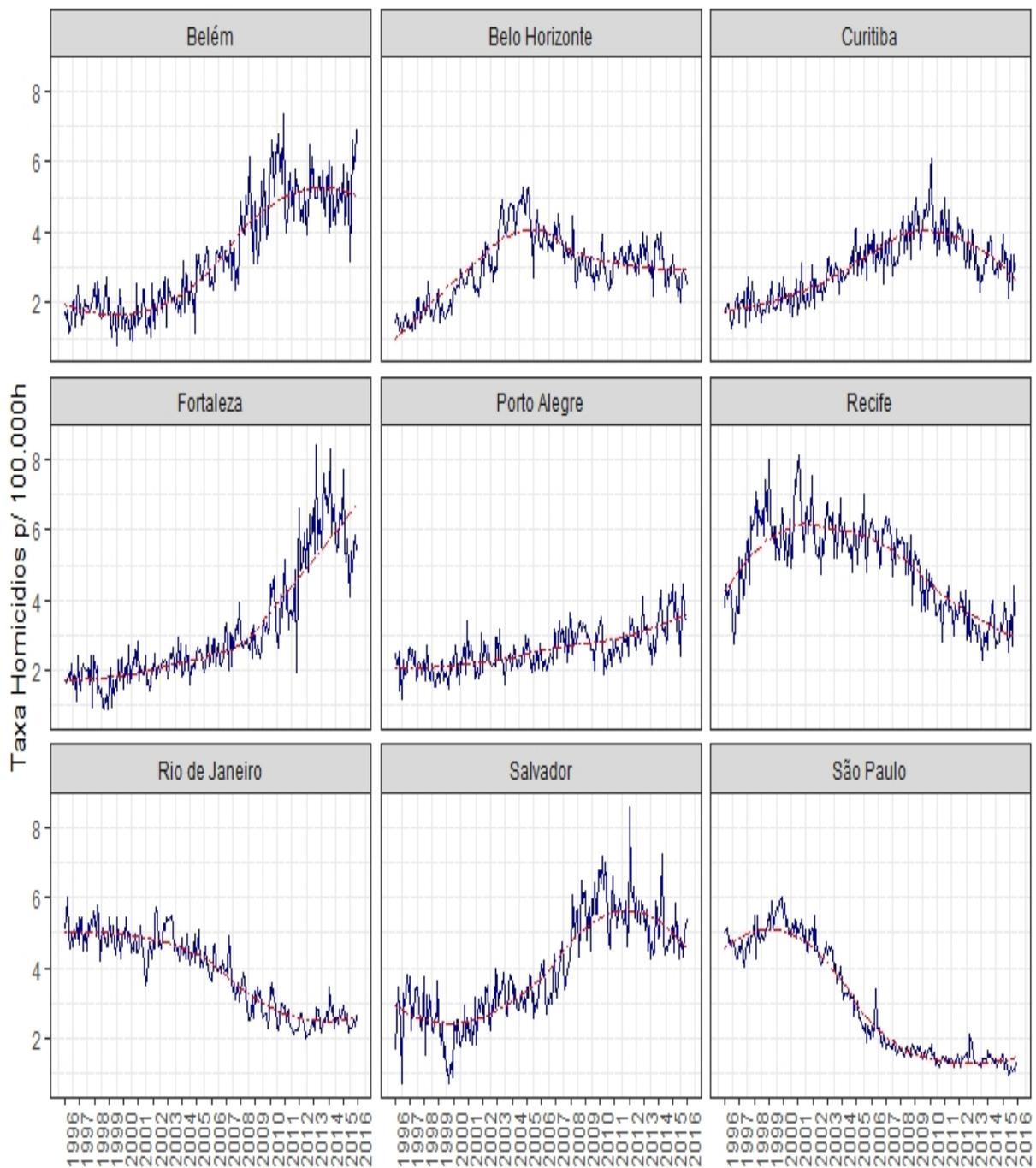


Figura 4: Séries mensais das taxas de homicídios (por 100mil/hab) das regiões metropolitanas do Brasil, no período de 1996 a 2015

Observando as regiões metropolitanas de Rio de Janeiro e São Paulo, é possível notar que houve diferenças no comportamento das taxas de homicídios em relação às demais RM. Em 1996, início do período analisado, as duas RMs registravam uma alta taxa de homicídios em relação às demais e, ao contrário das outras RM, ao final da série é possível

notar uma queda considerável nessas taxas.

As séries de proporções de famílias beneficiadas pelo PBF foram construídas pelas razões entre os números de famílias beneficiadas pelo PBF na RM e a quantidade de famílias na RM. Posteriormente, foram categorizadas em Baixa, Média Baixa, Média, Média Alta e Alta conforme os quintis dos valores de todas as RM Brasil. Logo, é possível que existam RMs em que essa distribuição não contemplem todos os quintis.

Já as taxas de cobertura do PBF também foram produzidas por razões similares, tendo a diferença nos seus denominadores, pois encontram-se as quantidades de famílias elegíveis para o PBF. Foram categorizados como Baixa cobertura valores até 30%, Média cobertura de 30% a 70% e como Alta cobertura percentual igual ou acima de 70% do PBF. Existem RMs que contabilizaram um número maior de famílias beneficiadas do que a quantidade estimada de famílias elegíveis nas RM. Portanto, há RMs que apresentam as taxas de cobertura maiores que 100%.

Os gráficos das séries das proporções de famílias beneficiadas estão apresentados nas figuras (5(b) a 13(b)) e as taxas de cobertura do programa bolsa família encontram-se nas figuras (5(c) a 13(c)) no período de 2004 a 2015 para cada região metropolitana de primeiro nível do Brasil.

As regiões metropolitanas de Belém e Fortaleza apresentaram comportamentos similares tanto para proporção de benefícios quanto para a taxa de cobertura do PBF, apresentadas nas figuras 5(b), 5(c), 8(b) e 8(c). É possível verificar o crescimento expressivo desses dois indicadores chegando a atingir as maiores faixas, ou seja, a melhor apreciação do programa, e se mantendo até o final de suas séries no período estudado.

As proporções de famílias beneficiadas pelo PBF mostraram um crescimento discreto mantendo-se praticamente constante ao final da série nas regiões metropolitanas de Belo Horizonte, Curitiba e Porto Alegre, conforme as figuras 6(b), 7(b) e 9(b). As taxas de cobertura alcançaram a faixa alta depois do crescimento significativo e rápido desse indicador para estas RM, permanecendo assim até o final do período, como verificado nas figuras 6(c), 7(c) e 9(c). Nota-se uma queda desses indicadores nessas regiões metropolitanas entre 2008 e 2009. Isto se deve ao fato das próprias séries das quantidades de famílias beneficiadas nessas regiões metropolitanas se apresentarem dessa forma, como se vê nos gráficos no anexo C (16(a), 17(a) e 19(a)).

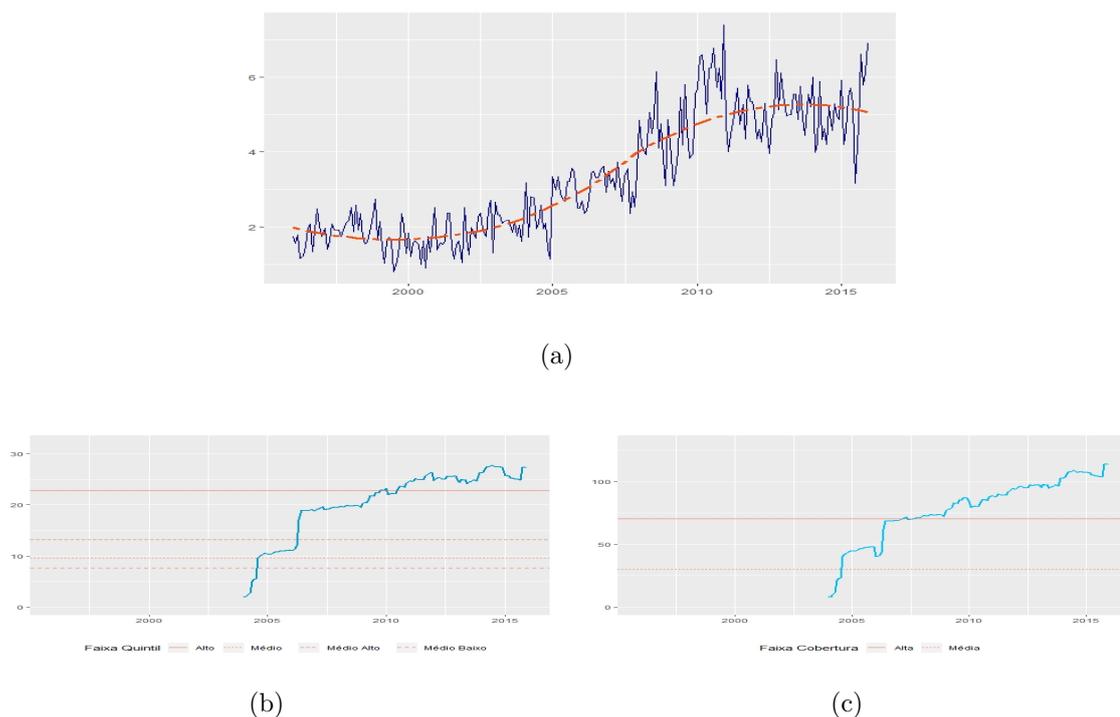


Figura 5: Séries mensais da região metropolitana de Belém no período de 1996 a 2015: (a) Taxa de homicídios (por 100mil/hab), (b) Proporção de famílias beneficiadas pelo PBF e (c) Taxa de cobertura do PBF

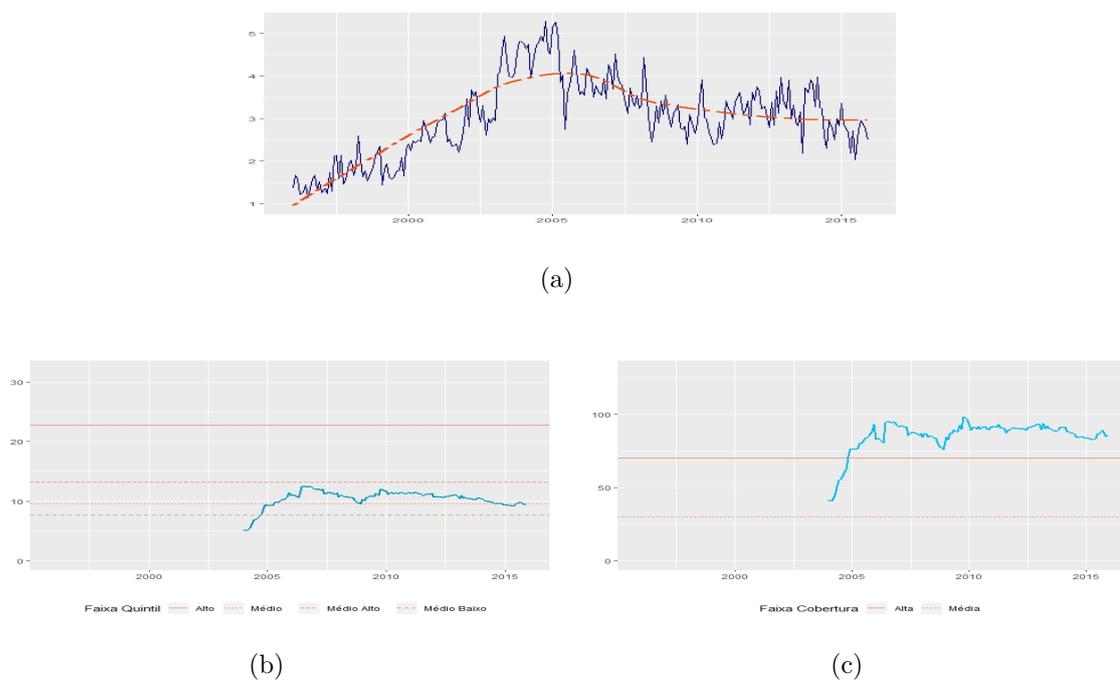


Figura 6: Séries mensais da região metropolitana de Belo Horizonte no período de 1996 a 2015: (a) Taxa de homicídios (por 100mil/hab), (b) Proporção de famílias beneficiadas pelo PBF e (c) Taxa de cobertura do PBF

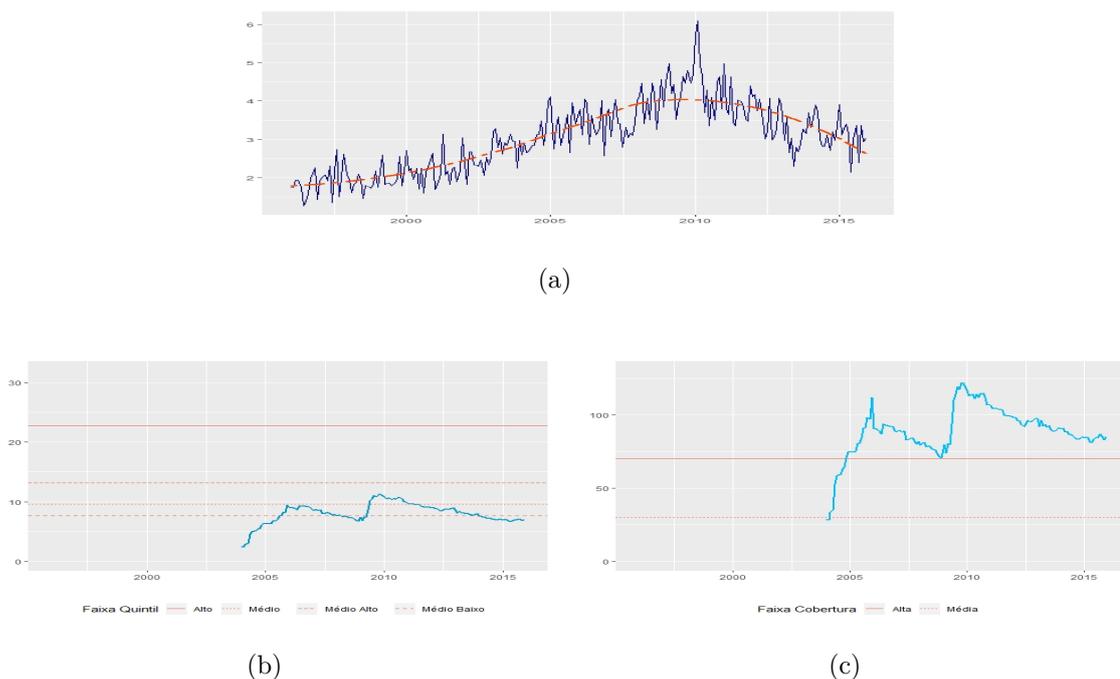


Figura 7: Séries mensais da região metropolitana de Curitiba no período de 1996 a 2015: (a) Taxa de homicídios (por 100mil/hab), (b) Proporção de famílias beneficiadas pelo PBF e (c) Taxa de cobertura do PBF

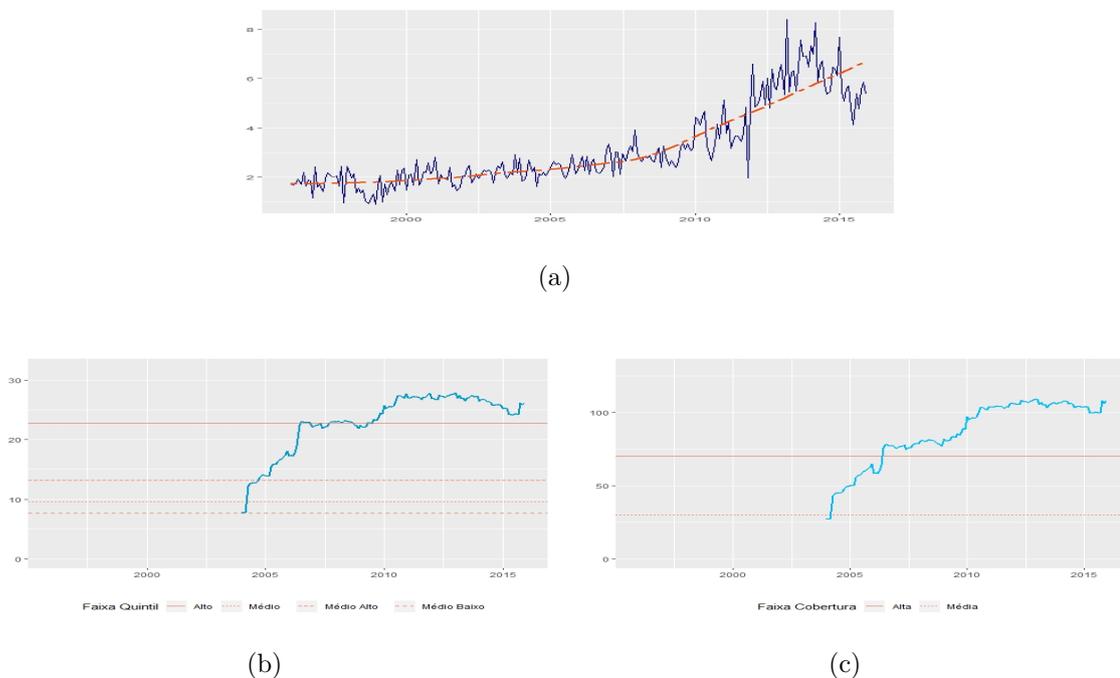
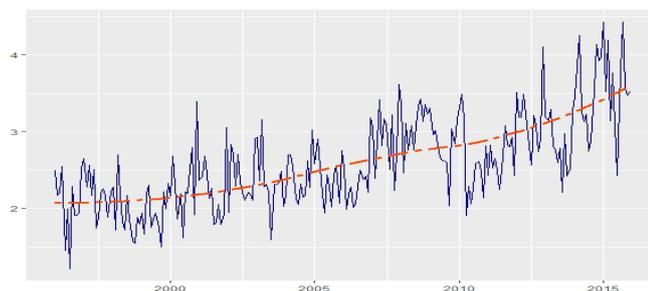


Figura 8: Séries mensais da região metropolitana de Fortaleza no período de 1996 a 2015: (a) Taxa de homicídios (por 100mil/hab), (b) Proporção de famílias beneficiadas pelo PBF e (c) Taxa de cobertura do PBF

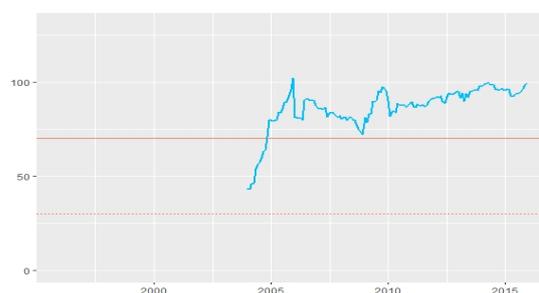


(a)



Faixa Quintil — Alto — Médio — Médio Alto — Médio Baixo

(b)



Faixa Cobertura — Alta — Média

(c)

Figura 9: Séries mensais da região metropolitana de Porto Alegre no período de 1996 a 2015: (a) Taxa de homicídios (por 100mil/hab), (b) Proporção de famílias beneficiadas pelo PBF e (c) Taxa de cobertura do PBF

No anexo C, apresentamos os gráficos das séries temporais de quantidades de famílias beneficiadas pelo PBF em cada RM, as quantidades de famílias nas RM e as quantidades de famílias elegíveis para o PBF nas RM. Nota-se o crescimento de todas as séries desses indicadores em todas as RMs. Chama a atenção a queda da quantidade de famílias beneficiadas pelo PBF no meio do período, mas que se recupera e torna a crescer nas RMs de Belo Horizonte, Curitiba e Porto Alegre. Observa-se ainda aumento considerável nas séries das quantidades de famílias elegíveis para o PBF no período a partir de 2010 nas RM do Rio de Janeiro e São Paulo.

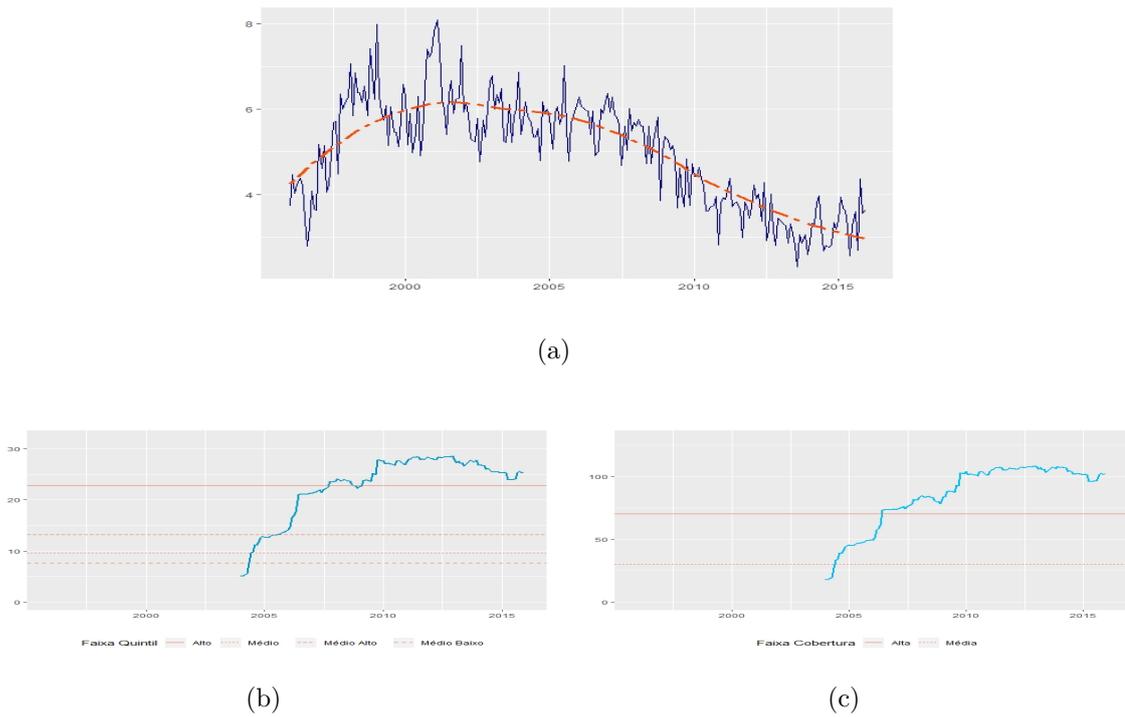


Figura 10: Séries mensais da região metropolitana do Recife no período de 1996 a 2015: (a) Taxa de homicídios (por 100mil/hab), (b) Proporção de famílias beneficiadas pelo PBF e (c) Taxa de cobertura do PBF

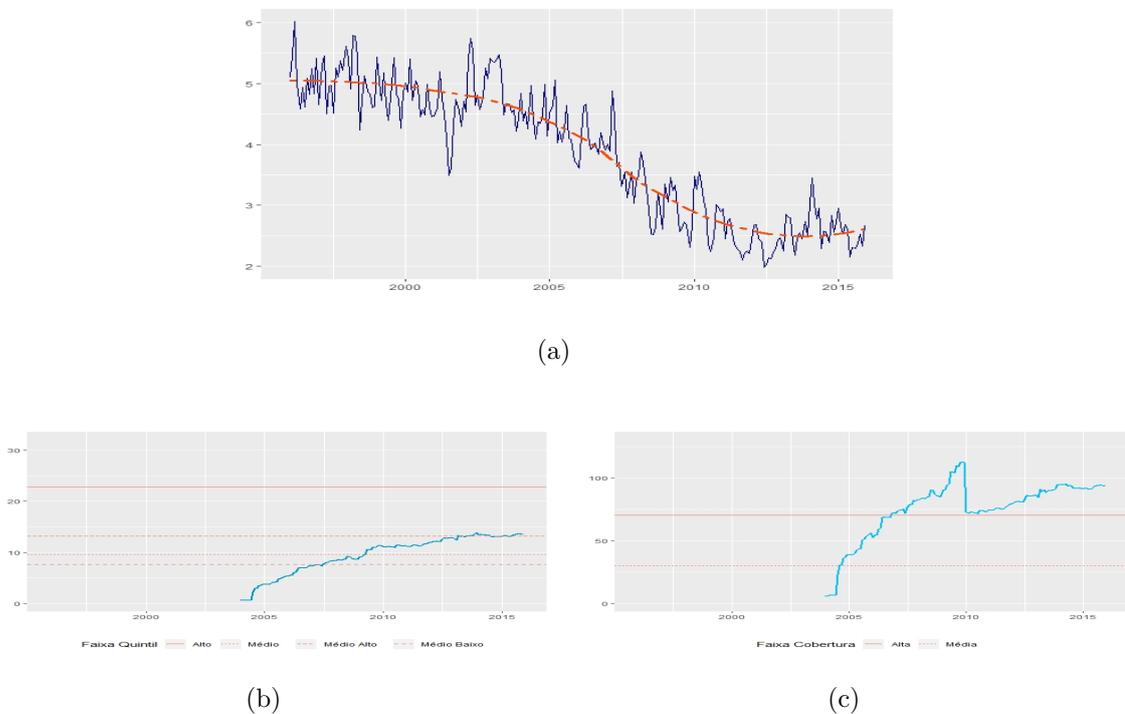
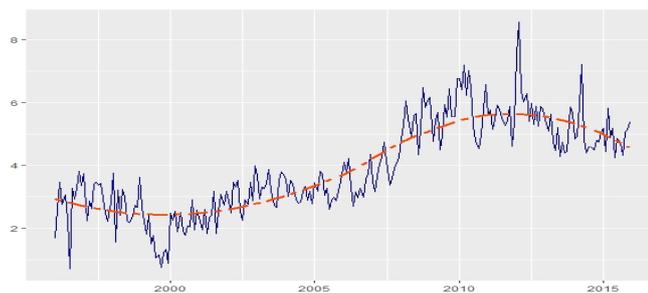


Figura 11: Séries mensais da região metropolitana do Rio de Janeiro no período de 1996 a 2015: (a) Taxa de homicídios (por 100mil/hab), (b) Proporção de famílias beneficiadas pelo PBF e (c) Taxa de cobertura do PBF



(a)



(b)



(c)

Figura 12: Séries mensais da região metropolitana de Salvador no período de 1996 a 2015: (a) Taxa de homicídios (por 100mil/hab), (b) Proporção de famílias beneficiadas pelo PBF e (c) Taxa de cobertura do PBF

As regiões metropolitanas de Recife e Salvador apresentaram alta cobertura do PBF na maior parte das séries, como se pode constatar nas figuras 10(c) e 12(c). Contudo, ao olhar as proporções de famílias beneficiadas constata-se que Salvador mostra um crescimento rápido e estável na faixa média alta, enquanto Recife segue nos mesmos moldes, porém tem alta proporção de famílias beneficiadas, segundo figuras 10(b) e 12(b).

A fatia de famílias beneficiadas na RM do Rio de Janeiro tem um crescimento expressivo passando pelas três categorias, chegando na faixa de média alta ao final do recorte estudado, de acordo com a figura 11(b). Na região metropolitana de São Paulo, o crescimento desse indicador foi bem lento, conseguindo chegar à proporção média de famílias beneficiadas somente no último ano da série (Figura 13(b)).

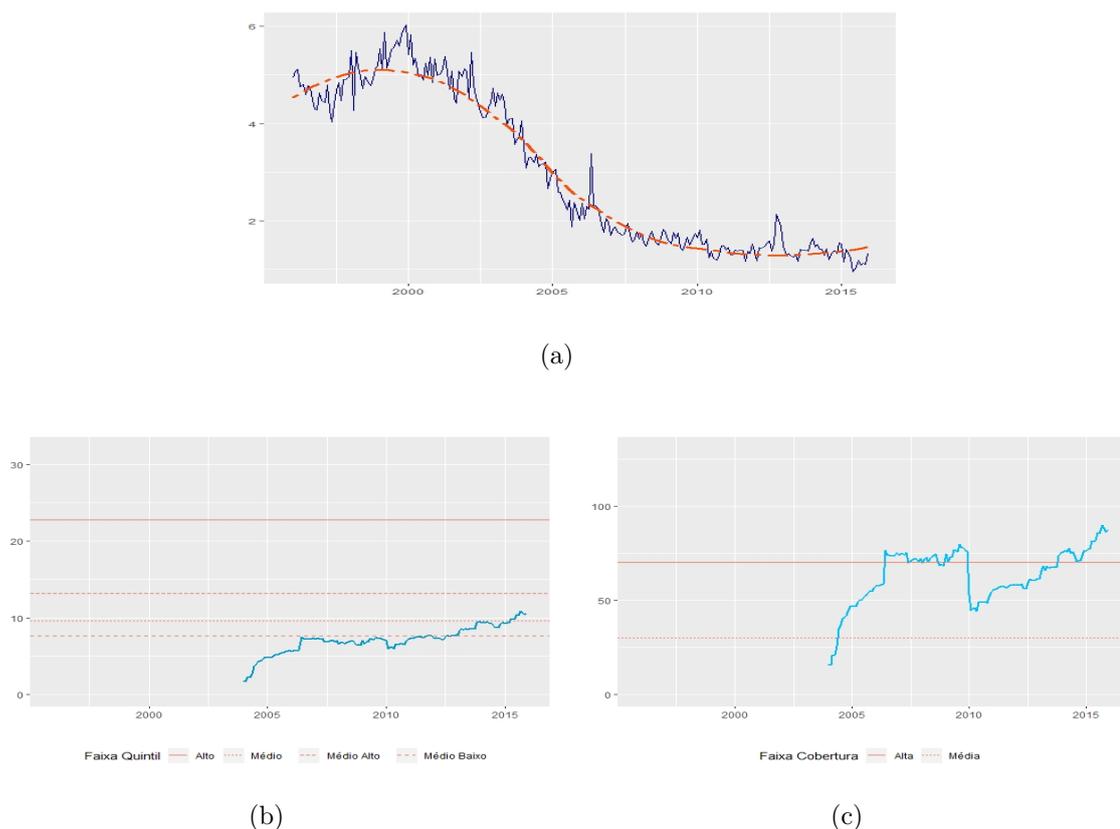


Figura 13: Séries mensais da região metropolitana de São Paulo no período de 1996 a 2015: (a) Taxa de homicídios (por 100mil/hab), (b) Proporção de famílias beneficiadas pelo PBF e (c) Taxa de cobertura do PBF

A cobertura do PBF na RM do Rio de Janeiro mostra-se crescente no período estudado, chegando à alta cobertura, mesmo com uma queda expressiva em 2010, segundo a figura 11(c). Na RM de São Paulo, esse indicador também apresenta comportamento de queda. Entretanto, difere em relação às trocas de faixas, pois oscila entre média e alta no período analisado, como apresentado na figura 13(c). Essas quedas marcantes nessas duas RM são justificadas ao analisarmos o salto dessas séries de famílias elegíveis para o PBF apresentadas no anexo C, figuras 21(c) e 23(c), que representam o denominador desse indicador. E quando analisamos as séries de famílias beneficiadas pelo PBF, observamos o crescimento natural de acordo com as outras RM, mostradas nas figuras 21(a) e 23(a), no anexo C.

No panorama geral entre as séries de homicídios e as séries estudadas para o PBF, podemos observar que as três estão caminhando para o crescimento na maioria das RMs, com exceção de Rio de Janeiro e São Paulo, que apresentam decréscimo na série de homicídios, mas crescimento para as séries do PBF.

Com a finalidade de explorar as variáveis socioeconômicas e demográficas e os homicídios, calculou-se a matriz de correlação para o coeficiente de *Spearman* para cada região metropolitana. Essas correlações são apresentadas na figura 14.

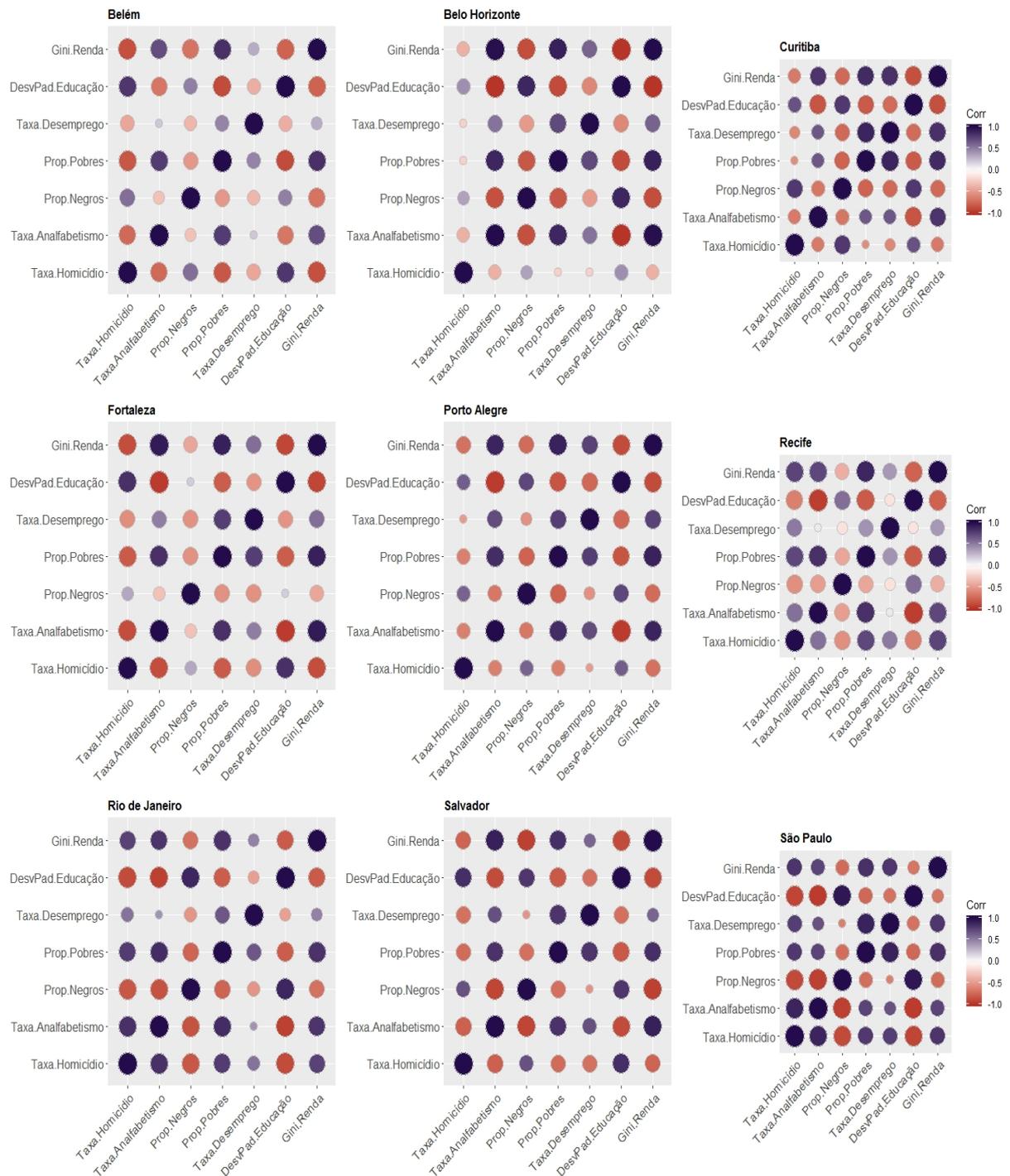


Figura 14: Gráficos das correlações das variáveis socioeconômicas e demográficas de cada região metropolitana de primeiro nível do Brasil

As correlações diretas são aquelas apresentadas em azul e as indiretas em vermelho.

As maiores correlações observadas são aquelas em que as cores aparecem em maior intensidade. Todas as RMs apresentaram forte grau de correlações, diretas ou indiretas, entre as variáveis.

Na RM de Belém, observou-se a maior correlação entre o desvio padrão da educação com a proporção de pobres, uma relação indireta de 0,88. A taxa de analfabetismo e o desvio padrão da educação apresentaram as maiores correlações indiretas, maiores que 0,90 para as RMs de Belo Horizonte, Fortaleza, Porto Alegre, Recife, Rio de Janeiro e São Paulo.

A correlação entre a taxa de analfabetismo e o Índice de Gini da renda domiciliar *per capita* também se mostrou forte e diretamente correlacionado nas RMs de Belo Horizonte, Curitiba, Fortaleza, Porto Alegre, sendo observadas correlações maiores que 0,90. A taxa de desemprego e a proporções de pobres apresentaram forte correlação direta nas RMs de Curitiba e São Paulo, 0,89 e 0,90, respectivamente.

5.2 Análise de Componentes Principais

Na Análise de Componentes Principais (ACP) foram incluídas as seguintes variáveis socioeconômicas e demográficas que apresentaram um alto grau de correlação linear: percentual de analfabetismo, proporção de negros, taxa de desemprego, desvio padrão dos anos de estudo e o índice de gini, com intuito de obter um novo conjunto de variáveis que não estivessem correlacionada através de uma combinação linear das variáveis originais.

Realizou-se ACP para cada região metropolitana de primeiro nível do Brasil e observou-se que o percentual da variabilidade total dos dados era explicada pela dimensão 1 para todas as RMs, que foram: Belém 66,4%, Belo Horizonte 86,5%, Curitiba 79,6%, Fortaleza 72,5%, Porto Alegre 82,5%, Recife 67,6%, Rio de Janeiro 78,8%, Salvador 83,8% e São Paulo 79,2%.

Com base nessa informação, criou-se um índice de conjunto de variáveis socioeconômicas e demográficas utilizando apenas a primeira componente da ACP com a finalidade de ser uma variável de ajuste nos modelos. Logo, foram extraídos os índices relativos a dimensão 1 de cada RM, que agora não estão correlacionados, e que foram chamados de Índice de Variáveis Socioeconômicas e Demográficas - IVSD.

5.3 Modelo de Regressão Temporal

Após análise descritiva dos dados e a ACP, foram ajustados modelos para as duas exposições principais: proporção de famílias beneficiadas e taxa de cobertura do PBF, para cada região metropolitana de primeiro nível do Brasil, com o intuito de avaliar a influência do Programa Bolsa Família nos homicídios no período de 1996 a 2015 (ajustada pelo Índice de Variáveis Socioeconômicas e Demográficas - IVSD).

Com o objetivo de encontrar a distribuição de probabilidade e o componente aleatório que melhor se adequassem com as exposições analisadas foram ajustados diversos modelos. Eles foram as combinações das distribuições de probabilidade Binomial Negativa e Poisson para o desfecho e das diferentes estruturas de efeito aleatório: autorregressivo de ordem 1 ou passeio aleatório de ordem 2.

Baseado no critério de comparação de modelos adotados para todas as RMs, são apresentados na tabela 2 os valores de WAIC para os diferentes modelos ajustados. Resultados semelhantes foram observados para o critério DIC. Para todas as RMs, a distribuição de Poisson com o efeito aleatório autorregressivo de primeira ordem foi o melhor modelo.

Tabela 2: Critério de Informação *Watanabe-Akaike* (WAIC) para os modelos ajustados das nove regiões metropolitanas de primeiro nível do Brasil.

Região Metropolitana	Proporção de famílias beneficiadas pelo PBF				Taxa de cobertura do PBF			
	Poisson		Binomial Negativa		Poisson		Binomial Negativa	
	AR1	RW2	AR1	RW2	AR1	RW2	AR1	RW2
Belém	1824,25	1943,89	1869,47	1891,91	1821,14	1958,64	1869,93	1896,46
Belo Horizonte	1976,41	2026,19	1992,79	2065,82	1975,95	2022,72	1991,94	2068,14
Curitiba	1898,12	1950,17	1898,56	1906,93	1898,00	1950,63	1898,36	1950,57
Fortaleza	1945,02	2083,00	2013,16	2023,33	1945,00	2086,11	2012,99	2022,91
Porto Alegre	1912,23	1964,10	1945,31	1980,80	1911,64	1966,35	1944,26	1981,92
Recife	2053,13	2116,44	2070,61	2107,86	2055,84	2116,89	2070,66	2103,17
Rio de Janeiro	2261,99	2342,10	2286,21	2439,39	2259,95	2341,47	2282,82	2441,01
Salvador	2039,56	2156,72	2112,65	2161,82	2039,79	2153,32	2114,61	2166,15
São Paulo	2359,40	2521,88	2425,22	2461,47	2331,69	2512,10	2406,60	2463,32

Cabe ressaltar que os dados do PBF iniciam em 2004. Porém, já existiam outros programas de transferência de renda. Então, adotou-se que todas as RMs tinham Baixa proporção e cobertura do PBF e, esta também, foi considerada a categoria de base nas duas exposições para as análises dos modelos. Com base nessas informações, apresentam-se os modelos ajustados para analisar a influência do Programa Bolsa Família nos homicídios nas RMs do Brasil.

5.3.1 Proporção de Famílias Beneficiadas pelo Programa Bolsa Família

A tabela 3 apresenta a média *a posteriori* e seus respectivos intervalos de 95% de credibilidade para a variável proporção de famílias beneficiadas pelo PBF como exposição principal.

Nas regiões metropolitanas do Rio de Janeiro e São Paulo, a proporção de famílias beneficiadas pelo PBF foi significativa para todas as faixas tanto no modelo bruto, como no modelo ajustado.

Na região metropolitana do Rio de Janeiro, as situações de média baixa, média e média alta proporção de famílias beneficiadas pelo PBF foi associado à redução dos homicídios em relação ao baixo recebimento das famílias, controlados IVSD (RR:0,802 IC95%:0,728-0,885; RR:0,688 IC95%:0,600-0,788; RR:0,703 IC95%:0,604-0,816).

As faixas média baixa e média das proporções de famílias beneficiadas na RM de São Paulo apresentam uma associação inversa nos homicídios em comparação à categoria de base, ajustado pelo IVSD (RR:0,856 IC95%:0,761-0,964; RR:0,780 IC95%:0,631-0,966).

Tabela 3: Estimativas do Risco Relativo (RR) e seus respectivos intervalos de 95% de credibilidade dos modelos brutos e ajustados da variável proporção de famílias beneficiadas pelo programa bolsa família para cada região metropolitana de primeiro nível do Brasil, 1995-2016

Região		Faixas dos quintis da proporções de famílias beneficiárias do Programa Bolsa Família			
Metropolitana	Modelo	Médio Baixo RR (IC 95%)	Médio RR (IC 95%)	Médio Alto RR (IC 95%)	Alto RR (IC 95%)
Belem	Bruto	1,574 (1,053;2,325)	1,540 (1,062;2,029)	2,685 (1,697;3,408)	2,759 (1,560;3,527)
	Ajustado	1,353 (0,922;1,969)	1,182 (0,913;1,503)	1,521 (1,136;2,035)	1,419 (0,999;2,000)
Belo Horizonte	Bruto	1,095 (0,882;1,361)	1,037 (0,819;1,315)	-	-
	Ajustado	1,073 (0,870;1,326)	1,012 (0,804;1,274)	-	-
Curitiba	Bruto	0,947 (0,860;1,043)	1,066 (0,911;1,253)	-	-
	Ajustado	0,960 (0,870;1,062)	1,094 (0,929;1,297)	-	-
Fortaleza	Bruto	0,829 (0,581;1,177)	1,169 (0,709;1,869)	1,393 (0,730;2,438)	1,334 (0,681;2,399)
	Ajustado	0,785 (0,577;1,065)	1,027 (0,747;1,409)	1,051 (0,795;1,440)	1,014 (0,745;1,417)
Porto Alegre	Bruto	1,001 (0,893;1,127)	-	-	-
	Ajustado	0,961 (0,869;1,064)	-	-	-
Recife	Bruto	0,941 (0,778;1,138)	0,923 (0,738;1,154)	0,995 (0,775;1,297)	0,916 (0,708;1,214)
	Ajustado	0,962 (0,791;1,169)	0,963 (0,759;1,212)	1,060 (0,801;1,382)	0,976 (0,733;1,281)
Rio de Janeiro	Bruto	0,767 (0,705;0,840)	0,621 (0,578;0,676)	0,628 (0,578;0,689)	-
	Ajustado	0,802 (0,728;0,885)	0,688 (0,600;0,788)	0,703 (0,604;0,816)	-
Salvador	Bruto	0,967 (0,670;1,394)	1,156 (0,672;1,909)	1,116 (0,524;2,306)	-
	Ajustado	0,972 (0,720;1,31)	1,163 (0,833;1,597)	1,149 (0,759;1,673)	-
São Paulo	Bruto	0,856 (0,761;0,963)	0,780 (0,630;0,969)	-	-
	Ajustado	0,856 (0,761;0,964)	0,780 (0,631;0,966)	-	-

Modelo Ajustado: modelo controlado pelo Índice de Variáveis Socioeconômicas e Demográficas - IVSD.

É possível observar um gradiente tanto para a RM do Rio de Janeiro quanto para a de São Paulo, pois quanto maior a proporção de famílias beneficiadas, maior é a redução dos homicídios nessas regiões metropolitanas.

Ao analisarmos o modelo da RM de Belém, encontramos um resultado contrário das regiões citadas acima. Todas as faixas de proporção de famílias beneficiárias do PBF perdem a significância ao controlarmos pelo Índice de Variáveis Socioeconômicas e Demográficas (IVSD), com exceção da faixa média alta que apresenta uma associação direta nos homicídios quando comparada com a baixa proporção de benefícios (RR:1,521

IC95%:1,136-2,035).

Para as demais RMs, parece não existir influência para a variável proporção de famílias beneficiadas pelo PBF nas taxas de homicídios.

5.3.2 Taxa de Cobertura do Programa Bolsa Família

A tabela 4 apresenta a média *a posteriori* e seus respectivos intervalos de 95% de credibilidade para a variável taxa de cobertura do PBF como exposição principal.

Há indícios de que a taxa de cobertura do Programa Bolsa Família não foi importante para influenciar a taxa de homicídios para as RMs de Belo Horizonte, Curitiba, Recife e Salvador.

Na região metropolitana do Rio de Janeiro, a alta taxa da cobertura do PBF foi associada à redução na taxa de homicídios em relação a categoria de base, controlado pelo IVSD (RR:0,804 IC95%:0,678-0,945). Já na RM de São Paulo essa redução é observada nas médias e altas coberturas do PBF (RR:0,832 IC95%:0,730-0,961; RR:0,753 IC95%:0,658-0,872).

Tabela 4: Estimativas do Risco Relativo (RR) e seus respectivos intervalos de 95% de credibilidade dos modelos brutos e ajustados da variável taxa de cobertura do programa bolsa família para cada região metropolitana de primeiro nível do Brasil, 1995-2016

Região Metropolitana	Modelo	Faixas de cobertura do Programa Bolsa Família	
		Média RR (IC 95%)	Alta RR (IC 95%)
Belem	Bruto	1,820 (1,093;2,355)	2,515 (1,180;3,341)
	Ajustado	1,322 (1,071;1,620)	1,493 (1,126;1,961)
Belo Horizonte	Bruto	1,072 (0,857;1,342)	1,009 (0,735;1,380)
	Ajustado	1,014 (0,808;1,276)	0,936 (0,683;1,280)
Curitiba	Bruto	1,112 (0,871;1,418)	1,401 (0,982;1,936)
	Ajustado	1,087 (0,863;1,362)	1,329 (0,971;1,779)
Fortaleza	Bruto	1,425 (1,018;1,953)	1,890 (1,130;2,841)
	Ajustado	1,130 (0,896;1,466)	1,129 (0,798;1,685)
Porto Alegre	Bruto	1,220 (0,998;1,491)	1,423 (1,195;1,652)
	Ajustado	1,055 (0,862;1,292)	1,056 (0,849;1,325)
Recife	Bruto	0,942 (0,788;1,124)	0,856 (0,682;1,077)
	Ajustado	0,958 (0,793;1,156)	0,883 (0,687;1,130)
Rio de Janeiro	Bruto	0,913 (0,800;1,055)	0,709 (0,615;0,913)
	Ajustado	0,982 (0,861;1,109)	0,804 (0,678;0,945)
Salvador	Bruto	0,963 (0,672;1,430)	0,949 (0,631;1,514)
	Ajustado	1,051 (0,791;1,373)	1,072 (0,776;1,452)
São Paulo	Bruto	1,005 (0,854;1,183)	0,952 (0,799;1,135)
	Ajustado	0,832 (0,730;0,961)	0,753 (0,658;0,872)

Modelo Ajustado: modelo controlado pelo Índice de Variáveis Socioeconômicas e Demográficas - IVSD.

Nas regiões metropolitanas de Fortaleza e Porto Alegre, quando estamos no cenário de média (este somente para Fortaleza) ou alta taxa de cobertura, encontramos a associação direta na taxa dos homicídios somente quando não controlamos pelo IVSD. Na RM de Belém, a associação também foi na mesma direção: quando há média ou alta cobertura do PBF a associação é direta na taxa de homicídios quando comparado com a baixa cobertura, controlado pelo IVSD (RR:1,322 IC95%:1,071-1,620; RR:1,493 IC95%:1,126-1,961).

6 Discussão

Os resultados encontrados neste estudo evidenciaram que o Programa Bolsa Família (PBF) está associado à redução dos homicídios nas regiões metropolitanas do Rio de Janeiro e São Paulo, mesmo após o ajuste dos fatores socioeconômicos e demográficos por meio do Índice de Variáveis Socioeconômicas e Demográficas (IVSD). Cabe chamar a atenção para a redução gradual da taxa de homicídios associada ao PBF. O programa apresenta efeito negativo mais acentuado conforme aumentam às faixas de proporção de famílias que são beneficiadas ou quanto maior a taxa de cobertura do PBF. Em contrapartida, encontramos associação direta ao relacionarmos o PBF aos homicídios na região metropolitana de Belém, ao contrário do que esperávamos.

Na região metropolitana do Rio de Janeiro, a queda dos homicídios foi significativa no período analisado. Observamos redução de 19,6% na alta cobertura do PBF, ou seja, taxa de cobertura maior que 70%. Da mesma maneira, encontramos redução de 19,8% dos homicídios no caso de média baixa proporção do PBF. Estes valores alcançam 31,2% quando classificados na média proporção, seguida por 29,7% na alta média proporção de benefícios do PBF.

Na região metropolitana de São Paulo, também foi observado uma queda expressiva na taxa de homicídios no período explorado. A taxa de cobertura do PBF foi associada à redução na taxa de homicídios nas duas faixas: 16,8% na taxa média de cobertura (de 30% a 70%) e 24,7% quando a RM estava em alta cobertura do PBF. Da mesma forma, o cenário de média baixa proporção de famílias beneficiadas pelo PBF reduz o risco dos homicídios em 14,4%. Caso a proporção seja média, a redução do risco chega aos 22%.

A trajetória dos homicídios na região metropolitana de Recife é bastante semelhante às RMs de Rio de Janeiro e São Paulo, apresentando também o comportamento de queda nos homicídios. O PBF parece estar bem consolidado nessa RM por apresentar boa cobertura no atendimento das famílias. As estimativas do risco na redução dos homicídios também podem ser encontradas nessa RM, contudo não foram significativas.

Já a região metropolitana de Belém apresenta resultado inverso ao esperado quando se analisou o ajuste das duas variáveis do PBF: a proporção de famílias beneficiadas e a taxa de cobertura do PBF. Estas estimativas encontram-se na mesma direção da taxa de homicídios, ou seja, apresentam crescimento, da mesma forma que as covariáveis analisadas. Este fato pode ser constatado aos observamos também o aumento no pagamento dos benefícios e, ainda, no aumento das variáveis que compõem o IVSD. Os resultados relacionados a esta RM apontam um possível confundimento ou ausência de variáveis explicativas suficientes para elucidar os homicídios nessa RM.

Nas RM de Belo Horizonte, Curitiba, Fortaleza, Porto Alegre e Salvador, o PBF não apresentou influência nas taxas de homicídios. As estimativas também indicaram para a mesma direção da taxa de homicídios e das covariáveis analisadas, ou seja, apresentam crescimento, apesar de não serem significativas.

Não foi possível captar a influência do PBF na redução dos homicídios nessas RMs, de acordo com a ótica do desenvolvimento social, que promove a redução da pobreza e desigualdade. Apesar do pagamento dos benefícios sofrerem reajustes desde a implantação, ele diminui sua representatividade em relação salário mínimo nacional ao longo do tempo não conseguindo acompanhar seu crescimento. Talvez esses pagamentos poderiam ser calculados conforme o desenvolvimento de cada RM. Ou ainda provavelmente, essa conjuntura da promoção do programa de transferência de renda seja observada a longo prazo, visto que o nível de desenvolvimento econômico dessas RMs é heterogêneo, mesmo com todas sendo categorizadas como regiões metropolitanas de primeiro nível.

Cabe ressaltar que o tema homicídios é um fenômeno complexo de natureza multi-causal, não sendo possível atribuir o aumento ou a diminuição de seus índices somente pela ótica do desenvolvimento social.

Outras variáveis que, relacionadas à violência, poderiam ser introduzidas não estão disponíveis em dados públicos, assim como também deve ser considerada a falta de informações mais aprofundadas sobre os municípios para compreensão mais acurada dos homicídios. Além disso, a qualidade e disponibilidade dos bancos de dados também podem ser limitadores desse tipo de estudo.

Nas regiões metropolitanas de Rio de Janeiro e de São Paulo, constatamos um gradiente na influência do PBF na redução do risco dos homicídios. Este achado pode estar associado ao alto nível de desenvolvimento dessas duas RM, que são economicamente as mais desenvolvidas do país, o que possibilitou observar com mais nitidez o aproveitamento do programa de transferência de renda na redução das desigualdades. Há evidências de

que o Programa Bolsa Família, analisado no nível de Região Metropolitana, pode estar associado à redução das taxas de homicídios das RM do Rio de Janeiro e São Paulo.

Na hipótese de ser associado à redução dos homicídios, o PBF pode ser apontado como uma importante iniciativa para a sociedade no campo da saúde, uma vez que atua não somente no combate à redução das desigualdades, como também na redução das taxas de mortalidade infantil, suicídio e internações nos municípios brasileiros, de acordo com os estudos de [27, 28], mas não com o presente estudo.

Referências

- [1] LIMA, M. L. C. de et al. Análise espacial dos determinantes socioeconômicos dos homicídios no estado de pernambuco. *Revista de Saúde Pública*, Universidade de São Paulo, v. 39, n. 2, p. 176–182, 2005.
- [2] CRUZ, O. G. *Modelagem Espaço temporal dos homicídios região Sudeste/Brasil, 1979-1998*. Tese (Doutorado) — Tese de doutorado submetida ao departamento de engenharia biomédica, UFRJ, 2004.
- [3] DAHLBERG, L. L.; KRUG, E. G. Violência: um problema global de saúde pública. *Ciência & Saúde Coletiva*, Associação Brasileira de Pós-Graduação em Saúde Coletiva, v. 11, 2006.
- [4] MARINHO, F.; PASSOS, V. M. d. A.; FRANÇA, E. B. Novo século, novos desafios: mudança no perfil da carga de doença no Brasil de 1990 a 2010. *Epidemiologia e Serviços de Saúde*, Coordenação-Geral de Desenvolvimento da Epidemiologia em Serviços/Secretaria de Vigilância em Saúde/Ministério da Saúde, v. 25, n. 4, p. 713–724, 2016.
- [5] CERQUEIRA, D. et al. Indicadores multidimensionais de educação e homicídios nos territórios focalizados pelo pacto nacional pela redução de homicídios. Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (Ipea), 2016.
- [6] CASTRO, M. S. et al. Regionalização como estratégia para a definição de políticas públicas de controle de homicídios. *Cadernos de Saúde Pública*, SciELO Public Health, v. 20, n. 5, p. 1269–1280, 2004.
- [7] SOUZA, E. Ramos de et al. Estudo multicêntrico da mortalidade por homicídios em países da América Latina. *Ciencia & saude coletiva*, Associação Brasileira de Pós-Graduação em Saúde Coletiva, v. 17, n. 12, 2012.
- [8] WHO. *World Health Statistics 2018: Monitoring Health for the Sustainable Development Goals (SDGs)*. [S.l.]: World Health Organization, 2018. ISBN 9241565586.
- [9] CERQUEIRA, D. C. et al. Atlas da violência 2016. Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA), 2016.
- [10] GAWRYSZEWSKI, V. P.; COSTA, L. S. Homicídios e desigualdades sociais no município de são paulo. *Revista de Saúde Pública*, v. 39, n. 2, p. 191–197, 2005.
- [11] SOUSA, C. A. M. d.; SILVA, C. M. F. P. d.; SOUZA, E. R. d. Determinants of homicides in the state of Bahia, Brazil, in 2009. *Revista Brasileira de Epidemiologia*, SciELO Public Health, v. 17, p. 135–146, 2014.

- [12] CERQUEIRA, D. C. et al. Atlas da violência 2018. Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA), 2018.
- [13] CERQUEIRA, D. C. et al. Atlas da violência 2017. Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA), 2017.
- [14] MENEGHEL, S. N.; HIRAKATA, V. N. Femicídios: homicídios femininos no Brasil. *Revista de Saúde Pública, SciELO Public Health*, v. 45, p. 564–574, 2011.
- [15] MDS, S. E. d. D. S. Disponível em: <<http://mds.gov.br/>>.
- [16] LÍCIO, E. C. et al. Programas estaduais de transferências de renda com condiciona- lidades no âmbito do plano brasil sem miséria. Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (Ipea), 2018.
- [17] BRASIL. Constituição (1988). *Constituição da República Federativa do Brasil*. Brasília, DF: Senado, 1988.
- [18] CUNHA, D. F. da. Região metropolitana: Apenas uma estrutura territorial legali- zada? 2015.
- [19] IBGE, I. B. G. E. *Regiões de Influência das Cidade, 2007*. [S.l.]: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística Rio de Janeiro, 2008.
- [20] IBGE, I. B. d. G. e. E. Nota metodologica. *Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios - Notas Metodológicas*. 2018. Disponível em: <<https://ww2.ibge.gov.br/home/estatistica/populacao/trabalhoerendimento/pnad2015/microdad>>.
- [21] CHEDIEK, J. Atlas do desenvolvimento humano nas regiões metropolitanas brasileiras–brasil: Pnud. *Ipea, FJP*, 2014.
- [22] IBGE, I. B. d. G. e. E. Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br/>>.
- [23] OMS. *CID-10: Classificação Estatística Internacional de Doenças com disquete Vol. 1*. [S.l.]: Edusp, 1994.
- [24] CERQUEIRA, D.; MELLO, J. M. P. d.; SOARES, R. R. *Homicídios No Brasil: Uma Tragédia Em Três Atos*. 2014.
- [25] DATASUS, M. d. S. Disponível em: <<http://datasus.gov.br/>>.
- [26] MACHADO, D. B. et al. Conditional cash transfer programme: Impact on homicide rates and hospitalisations from violence in brazil. *PLOS ONE*, v. 13, p. e0208925, 12 2018.
- [27] ALVES, F. J. O.; MACHADO, D. B.; BARRETO, M. L. Effect of the brazilian cash transfer programme on suicide rates: a longitudinal analysis of the brazilian municipa- lities. *Social psychiatry and psychiatric epidemiology*, Springer, p. 1–8, 2018.
- [28] RASELLA, D. Impacto do programa bolsa família e seu efeito conjunto com a es- tratégia saúde da família sobre a mortalidade no Brasil. *Salvador: UFBA*, 2013.
- [29] BEATO, F.; CLAUDIO, C. Determinantes da criminalidade em minas gerais. *Revista Brasileira de Ciências Sociais, SciELO Brasil*, v. 13, n. 37, p. 74–87, 1998.

- [30] BOX, G.; JENKINS, G. *JG and Reinsel, G. Time Series Analysis, Forecasting and Control*. [S.l.]: Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, 1994.
- [31] BUSSAB, W. de O. *Estatística Básica*. 5st. ed. São Paulo: Saraiva, 2002. ISBN 9788502034976,8502034979.
- [32] JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. *Applied Multivariate Statistical Analysis*. 6st. ed. [S.l.]: Pearson Education, Inc., 2007. ISBN 9780131877153,131877153.
- [33] DOBSON, A. J. *An Introduction to Generalized Linear Models*. [S.l.]: Chapman and Hall, 2002. ISBN 1584881658.
- [34] GAIL M., S. J. S. B. T. A. *Statistics for Biology and Health*. [S.l.]: Springer, 2007.
- [35] BARNETT, V. *Comparative statistical inference*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 1999.
- [36] RUE, H.; MARTINO, S.; CHOPIN, N. Approximate bayesian inference for latent gaussian models by using integrated nested laplace approximations. *Journal of the royal statistical society: Series b (statistical methodology)*, Wiley Online Library, v. 71, n. 2, p. 319–392, 2009.
- [37] RUE, H.; MARTINO, S. Approximate bayesian inference for hierarchical gaussian markov random field models. *Journal of statistical planning and inference*, Elsevier, v. 137, n. 10, p. 3177–3192, 2007.
- [38] TEAM, R. C. et al. R: A language and environment for statistical computing. vienna: R foundation for statistical computing. disponível em: <https://www.r-project.org/> Acesso em fevereiro 2019, Vienna, Austria, 2013.
- [39] SPIEGELHALTER, D. J. et al. Bayesian measures of model complexity and fit. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, Wiley Online Library, v. 64, n. 4, p. 583–639, 2002.
- [40] WATANABE, S. Asymptotic equivalence of bayes cross validation and widely applicable information criterion in singular learning theory. *Journal of Machine Learning Research*, v. 11, n. Dec, p. 3571–3594, 2010.

ANEXO A

Tabela 5: Lista de códigos e nome dos municípios que permitem expansão da amostra para as nove regiões metropolitana do Brasil baseada nas pesquisas do IBGE

RM Belém		RM Salvador		RM Curitiba	
1500800	Ananindeua	2905701	Camaçari	4100202	Adrianópolis
1501402	Belém	2906501	Candeias	4100301	Agudos do Sul
1501501	Benevides	2910057	Dias d'Ávila	4100400	Almirante Tamandaré
1502400	Castanhal	2916104	Itaparica	4101804	Araucária
1504422	Marituba	2919207	Lauro de Freitas	4102307	Balsa Nova
1506351	Santa Bárbara do Pará	2919926	Madre de Deus	4103107	Bocaiúva do Sul
1506500	Santa Isabel do Pará	2921005	Mata de São João	4104006	Campina Grande do Sul
	RM Fortaleza	2925204	Pojuca	4104105	Campo do Tenente
2301000	Aquiraz	2927408	Salvador	4104204	Campo Largo
2303501	Cascavel	2929206	São Francisco do Conde	4104253	Campo Magro
2303709	Caucaia	2929503	São Sebastião do Passé	4105201	Cerro Azul
2303956	Chorozinho	2930709	Simões Filho	4105805	Colombo
2304285	Eusébio	2933208	Vera Cruz	4106209	Contenda
2304400	Fortaleza		RM Rio de Janeiro	4106902	Curitiba
2304954	Guaiúba	3300456	Belford Roxo	4106902	Fazenda Rio Grande
2305293	Horizonte	3301702	Duque de Caxias	4107652	Itaperuçu
2306256	Itaitinga	3301850	Guapimirim	4112258	Lapa
2307650	Maracanã	3301900	Itaboraí	4113205	Mandirituba
2307700	Maranguape	3302007	Itaguaí	4114302	Paracambi
2309607	Pacajus	3302207	Japeri	4119103	Pinhais
2309706	Pacatuba	3302502	Magé	4119103	Piñen
2310852	Pindoretama	3302700	Maricá	4119509	Piraquara
2312403	São Gonçalo do Amarante	3302858	Mesquita	4120804	Quatro Barras
	RM Recife	3303203	Nitópolis	4121208	Quitandinha
2600054	Abreu e Lima	3303302	Niterói	4122206	Rio Branco do Sul
2601052	Araçoiaba	3303500	Nova Iguaçu	4122305	Rio Negro
2602902	Cabo de Santo Agostinho	3303609	Paracambi	4125506	São José dos Pinhais
2603454	Camaragibe	3304144	Queimados	4127601	Tijucas do Sul
2606804	Igarassu	3304557	Rio de Janeiro	4127882	Tunas do Paraná
2607208	Ipojuca	3304904	São Gonçalo	4128633	Doutor Ulysses
2607604	Ilha de Itamaracá	3305109	São João de Meriti		RM Porto Alegre
2607752	Itapissuma	3305554	Seropédica	4300604	Alvorada
2607901	Jaboatão dos Guararapes	3305752	Tanguá	4300877	Araricá
2609402	Moreno		RM São Paulo	4301107	Arroio dos Ratos
2609600	Olinda	3503901	Arujá	4303103	Cachoeirinha
2610707	Paulista	3505708	Barueri	4303905	Campo Bom
2611606	Recife	3506607	Biritiba-Mirim	4304606	Canoas
2613701	São Lourenço da Mata	3506907	Caieiras	4304689	Capela de Santana
	RM Belo Horizonte	3509205	Cajamar	4305355	Charqueadas
3105004	Baldim	3509205	Carapicuíba	4306403	Dois Irmãos
3106200	Belo Horizonte	3510609	Cotia	4306767	Eldorado do Sul
3106705	Betim	3513009	Diadema	4307609	Estância Velha
3109006	Brumadinho	3515004	Embu das Artes	4307708	Esteio
3110004	Caeté	3515103	Embu-Guaçu	4309050	Glorinha
3112505	Capim Branco	3515707	Ferraz de Vasconcelos	4309209	Gravatá
3117876	Confins	3516309	Francisco Morato	4309308	Guafaba
3118601	Contagem	3516408	Franco da Rocha	4310801	Ivoti
3124104	Esmeraldas	3518305	Guararema	4312401	Montenegro
3126000	Florestal	3518800	Guarulhos	4313060	Nova Hartz
3129806	Ibirité	3522208	Itapeverina da Serra	4313375	Nova Santa Rita
3130101	Igarapé	3522505	Itapevi	4313409	Novo Hamburgo
3132206	Itaguara	3523107	Itaquaquecetuba	4314050	Parobé
3133709	Itatiaiuçu	3525003	Jandira	4314803	Portão
3134608	Jaboticatubas	3526209	Juquitiba	4314902	Porto Alegre
3136603	Nova União	3528502	Mairiporã	4316006	Rolante
3136652	Juatuba	3529401	Mauá	4317608	Santo Antônio da Patrulha
3137601	Lagoa Santa	3530607	Mogi das Cruzes	4318408	São Jerônimo
3140159	Mário Campos	3534401	Osasco	4318705	São Leopoldo
3140704	Mateus Leme	3539103	Pirapora do Bom Jesus	4319901	Sapiranga
3141108	Matozinhos	3539806	Poá	4320008	Sapucaia do Sul
3144805	Nova Lima	3543303	Ribeirão Pires	4321204	Taquara
3149309	Pedro Leopoldo	3544103	Rio Grande da Serra	4322004	Triunfo
3153905	Raposos	3545001	Salesópolis	4323002	Viamão
3154606	Ribeirão das Neves	3546801	Santa Isabel		
3154804	Rio Acima	3547304	Santana de Parnaíba		
3155306	Rio Manso	3547809	Santo André		
3156700	Sabará	3548708	São Bernardo do Campo		
3157807	Santa Luzia	3548807	São Caetano do Sul		
3162922	São Joaquim de Bicas	3549953	São Lourenço da Serra		
3162955	São José da Lapa	3550308	São Paulo		
3165537	Sarzedo	3552502	Suzano		
3168309	Taquaraçu de Minas	3552809	Taboão da Serra		
3171204	Vespasiano	3556453	Vargem Grande Paulista		

Fonte: IBGE

ANEXO B

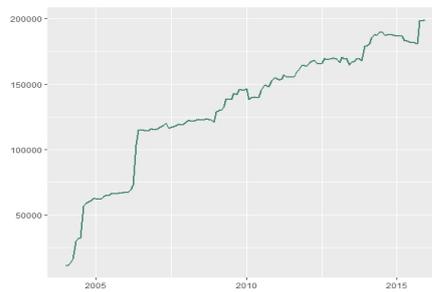
Tabela 6: Classificação Estatística Internacional de Doenças e Problemas Relacionados à Saúde (CID - 10) - Capítulo XX: Causas externas de morbidade e de mortalidade

X85 a Y09 Agressões	
X85	Agressão por meio de drogas, medicamentos e substâncias biológicas
X86	Agressão por meio de substâncias corrosivas
X87	Agressão por pesticidas
X88	Agressão por meio de gases e vapores
X89	Agressão por meio de outros produtos químicos e substâncias nocivas especificados
X90	Agressão por meio de produtos químicos e substâncias nocivas não especificados
X91	Agressão por meio de enforcamento, estrangulamento e sufocação
X92	Agressão por meio de afogamento e submersão
X93	Agressão por meio de disparo de arma de fogo de mão
X94	Agressão por meio de disparo de espingarda, carabina ou arma de fogo de maior calibre
X95	Agressão por meio de disparo de outra arma de fogo ou de arma não especificada
X96	Agressão por meio de material explosivo
X97	Agressão por meio de fumaça, fogo e chamas
X98	Agressão por meio de vapor de água, gases ou objetos quentes
X99	Agressão por meio de objeto cortante ou penetrante
Y00	Agressão por meio de um objeto contundente
Y01	Agressão por meio de projeção de um lugar elevado
Y02	Agressão por meio de projeção ou colocação da vítima diante de um objeto em movimento
Y03	Agressão por meio de impacto de um veículo a motor
Y04	Agressão por meio de força corporal
Y05	Agressão sexual por meio de força física
Y06	Negligência e abandono
Y06.0	Negligência e abandono pelo esposo ou companheiro
Y06.1	Negligência e abandono pelos pais
Y06.2	Negligência e abandono por conhecido ou amigo
Y06.8	Negligência e abandono por outra pessoa especificada
Y06.9	Negligência e abandono por pessoa não especificada
Y07	Outras síndromes de maus tratos
Y07.0	Outras síndromes de maus tratos pelo esposo ou companheiro
Y07.1	Outras síndromes de maus tratos pelos pais
Y07.2	Outras síndromes de maus tratos por conhecido ou amigo
Y07.3	Outras síndromes de maus tratos por autoridades oficiais
Y07.8	Outras síndromes de maus tratos por outra pessoa especificada
Y07.9	Outras síndromes de maus tratos por pessoa não especificada
Y08	Agressão por outros meios especificados
Y09	Agressão por meios não especificados
(Y10 a Y34) Eventos (fatos) cuja intenção é indeterminada*	
Y22	Disparo de pistola, intenção não determinada
Y23	Disparo de fuzil, carabina e arma de fogo de maior calibre, intenção não determinada
Y24	Disparo de outra arma de fogo e de arma de fogo não especificada, intenção não determinada
Y28	Contato com objeto cortante ou penetrante, intenção não determinada
(Y35-Y36) Intervenções legais e Operações de guerra	
Y35	Intervenção legal
Y35.0	Intervenção legal envolvendo o uso de armas de fogo
Y35.1	Intervenção legal envolvendo o uso de explosivos
Y35.2	Intervenção legal envolvendo o uso de gás
Y35.3	Intervenção legal envolvendo o uso de objetos contundentes
Y35.4	Intervenção legal envolvendo o uso de objetos cortantes e penetrantes
Y35.5	Execução legal
Y35.6	Intervenção legal envolvendo o uso de outros meios especificados
Y35.7	Intervenção legal, meio não especificado
Y36	Operações de guerra
Y36.0	Operações de guerra envolvendo explosão de armamento naval
Y36.1	Operações de guerra envolvendo destruição de aeronave
Y36.2	Operações de guerra envolvendo outras explosões ou fragmentos
Y36.3	Operações de guerra envolvendo incêndio, fogo e substâncias quentes
Y36.4	Operações de guerra envolvendo disparo de armas de fogo e de outras formas convencionais de combate
Y36.5	Operações de guerra envolvendo armamento nuclear
Y36.6	Operações de guerra envolvendo armas biológicas
Y36.7	Operações de guerra envolvendo armas químicas e outros meios de combate não-convencionais
Y36.8	Operações de guerra ocorridas após a cessação das hostilidades
Y36.9	Operações de guerra não especificadas

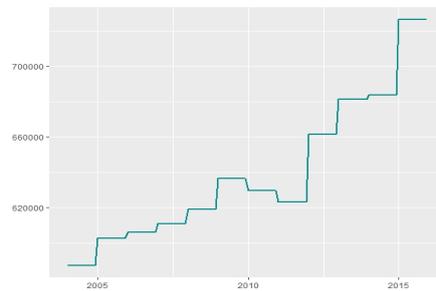
*Descrição somente dos item que foram usada na dissertação

Fonte: CID 10

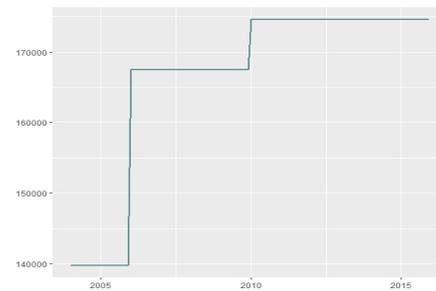
ANEXO C



(a)

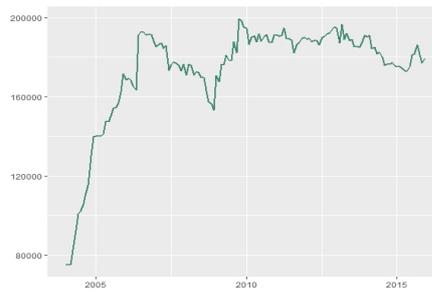


(b)

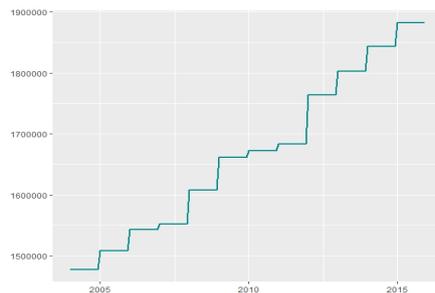


(c)

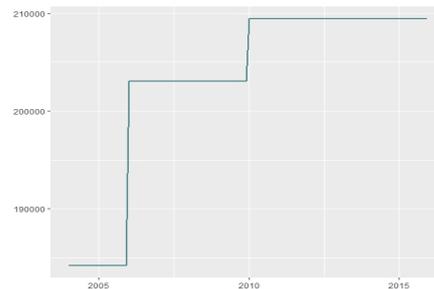
Figura 15: Séries mensais da região metropolitana de Belém no período de 1996 a 2015: (a) Quantidade de famílias beneficiárias do PBF, (b) Quantidade de famílias na região metropolitana e (c) Quantidade de famílias elegíveis para o PBF na região metropolitana



(a)

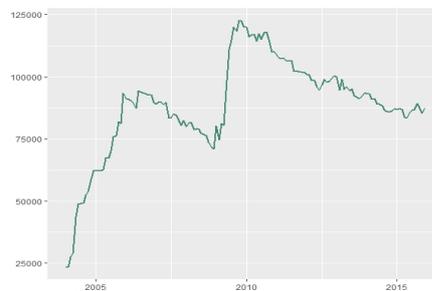


(b)

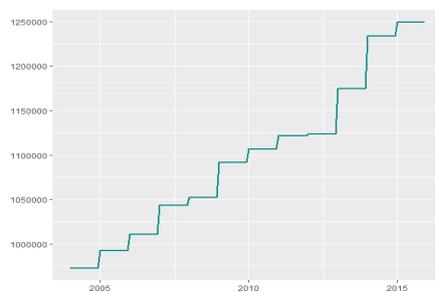


(c)

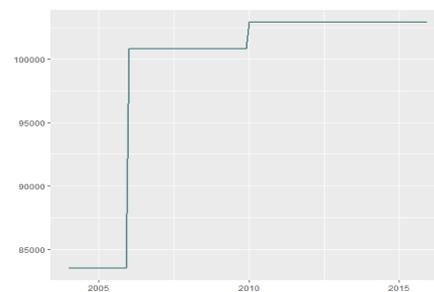
Figura 16: Séries mensais da região metropolitana de Belo Horizonte no período de 1996 a 2015: (a) Qtde de famílias beneficiárias do PBF, (b) Qtde de famílias na região metropolitana e (c) Qtde de famílias elegíveis para o PBF na região metropolitana



(a)

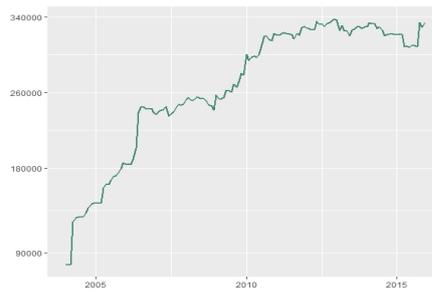


(b)

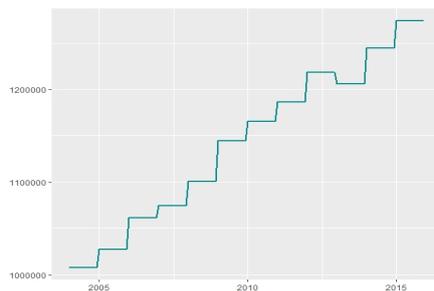


(c)

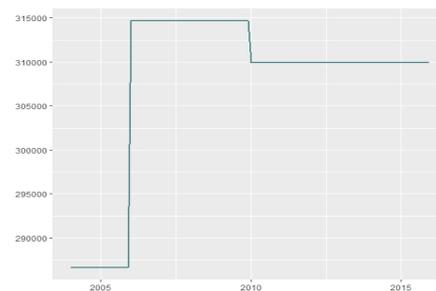
Figura 17: Séries mensais da região metropolitana de Curitiba no período de 1996 a 2015: (a) Quantidade de famílias beneficiárias do PBF, (b) Quantidade de famílias na região metropolitana e (c) Quantidade de famílias elegíveis para o PBF na região metropolitana



(a)

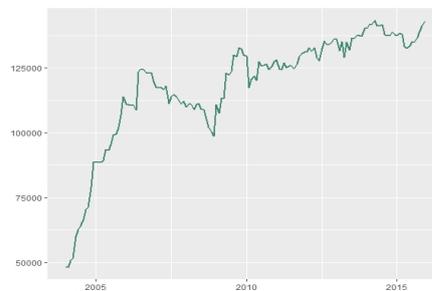


(b)

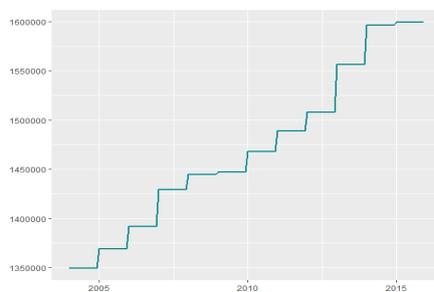


(c)

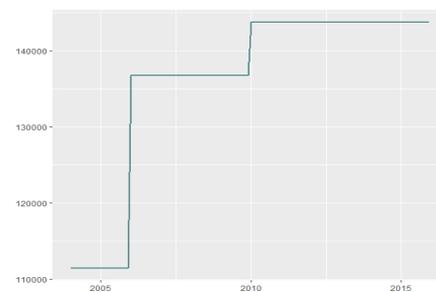
Figura 18: Séries mensais da região metropolitana de Fortaleza no período de 1996 a 2015: (a) Quantidade de famílias beneficiárias do PBF, (b) Quantidade de famílias na região metropolitana e (c) Quantidade de famílias elegíveis para o PBF na região metropolitana



(a)

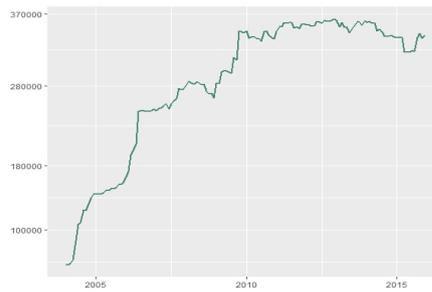


(b)

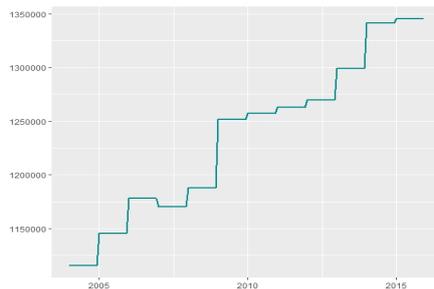


(c)

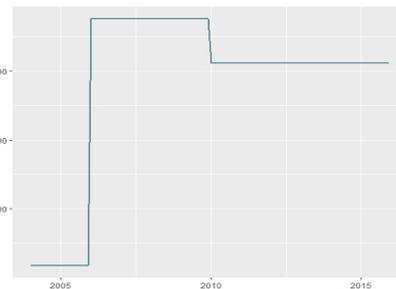
Figura 19: Séries mensais da região metropolitana de Porto Alegre no período de 1996 a 2015: (a) Qtde de famílias beneficiárias do PBF, (b) Qtde de famílias na região metropolitana e (c) Qtde de famílias elegíveis para o PBF na região metropolitana



(a)

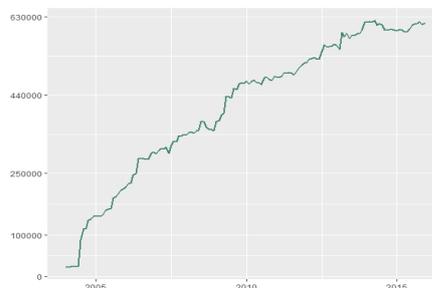


(b)

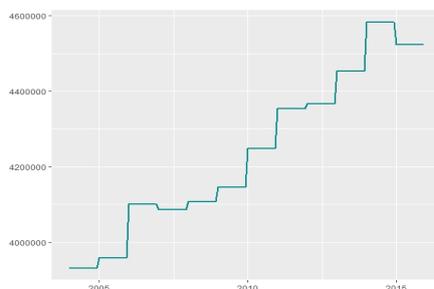


(c)

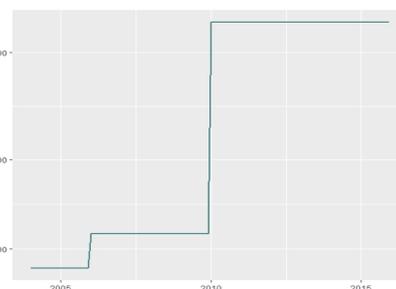
Figura 20: Séries mensais da região metropolitana do Recife no período de 1996 a 2015: (a) Quantidade de famílias beneficiárias do PBF, (b) Quantidade de famílias na região metropolitana e (c) Quantidade de famílias elegíveis para o PBF na região metropolitana



(a)

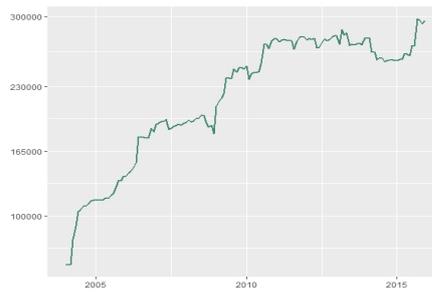


(b)

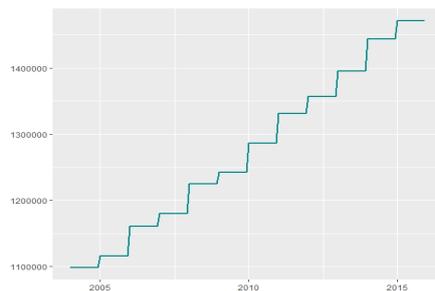


(c)

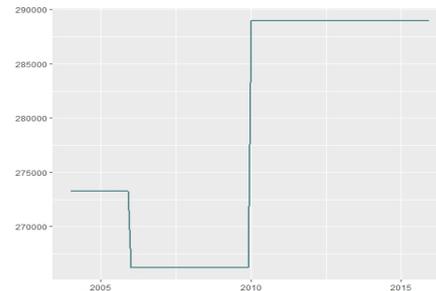
Figura 21: Séries mensais da região metropolitana do Rio de Janeiro no período de 1996 a 2015: (a) Qdte de famílias beneficiárias do PBF, (b) Qdte de famílias na região metropolitana e (c) Qdte de famílias elegíveis para o PBF na região metropolitana



(a)

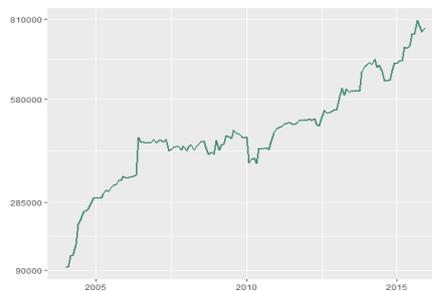


(b)

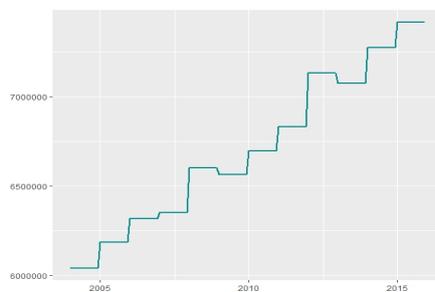


(c)

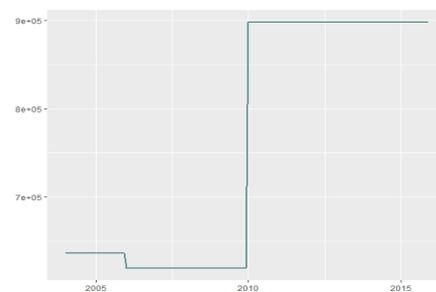
Figura 22: Séries mensais da região metropolitana de Salvador no período de 1996 a 2015: (a) Quantidade de famílias beneficiárias do PBF, (b) Quantidade de famílias na região metropolitana e (c) Qtde de famílias elegíveis para o PBF na região metropolitana



(a)



(b)



(c)

Figura 23: Séries mensais da região metropolitana de São Paulo no período de 1996 a 2015: (a) Quantidade de famílias beneficiárias do PBF, (b) Quantidade de famílias na região metropolitana e (c) Quantidade de famílias elegíveis para o PBF na região metropolitana