Universidade de Brasília

Faculdade de Administração, Contabilidade, Economia e Gestão de Políticas Públicas - FACE

Programa de Pós-Graduação em Economia

Mestrado em Gestão Econômica de Finanças Públicas

AUTOR: GABRIEL ALBERTO CABRAL LINARES

TEORIA ECONÔMICA DO CRIME: UMA ANÁLISE DO IMPACTO DOS GASTOS PÚBLICOS EM EDUCAÇÃO, SEGURANÇA PÚBLICA E VARIÁVEIS SOCIOECONÔMICAS SOBRE A CRIMINALIDADE NO BRASIL

Brasília - Distrito Federal

2025

GABRIEL ALBERTO CABRAL LINARES

TEORIA ECONÔMICA DO CRIME: UMA ANÁLISE DO IMPACTO DOS GASTOS PÚBLICOS EM EDUCAÇÃO, SEGURANÇA PÚBLICA E VARIÁVEIS SOCIOECONÔMICAS SOBRE A CRIMINALIDADE NO BRASIL

Dissertação apresentada ao Programa de Pós- Graduação em Economia, Administração, Contabilidade e Gestão de Políticas Públicas da Faculdade de Economia, da Fundação Universidade de Brasília como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Economia, pelo programa de Mestrado Profissional: Gestão Econômica de Finanças Públicas.

Brasília - Distrito Federal

2025

GABRIEL ALBERTO CABRAL LINARES

TEORIA ECONÔMICA DO CRIME: UMA ANÁLISE DO IMPACTO DOS GASTOS PÚBLICOS EM EDUCAÇÃO, SEGURANÇA PÚBLICA E VARIÁVEIS SOCIOECONÔMICAS SOBRE A CRIMINALIDADE NO BRASIL

Dissertação apresentada ao Programa de Pós- Graduação em Economia, Administração, Contabilidade e Gestão de Políticas Públicas da Faculdade de Economia, da Fundação Universidade de Brasília como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Economia, pelo programa de Mestrado Profissional: Gestão Econômica de Finanças Públicas.

Comissão Examinadora formada pelos professores:

Prof. Dr. Paulo Roberto Amorim Loureiro
Professor Orientador

Prof. Dra. Milene Takasago
Examinadora

Prof. Dr. Tito Belchior Silva Moreira
Examinador

Brasília - Distrito Federal
2025

RESUMO

Fundamentado na Teoria Econômica do Crime desenvolvida por Gary Becker (1968), o presente estudo analisa os impactos de gastos públicos em educação e segurança pública, além de variáveis socioeconômicas, sobre as taxas de Mortes Violentas Intencionais (MVI) no Brasil entre 2012 e 2019. Para explorar essa relação, utilizou-se o modelo de Equações de Estimação Generalizadas (GEE) de Liang e Zeger (1986). Os resultados indicaram que o aumento no nível de escolaridade está associado à redução das MVI, enquanto o desemprego e a densidade demográfica contribuem para o aumento da criminalidade. Os gastos públicos em educação e segurança pública não apresentaram efeitos contemporâneos significativos, sugerindo a necessidade de análises de longo prazo e melhor alocação de recursos. O estudo reforça a importância de políticas públicas baseadas em evidências que combinem geração de empregos, ampliação do acesso à educação e eficiência na aplicação de recursos, contribuindo para a redução da violência letal no Brasil.

Palavras-chave: Criminalidade, Gastos Públicos, Variáveis Socioeconômicas, Economia do Crime.

ABSTRACT

Grounded in the Economic Theory of Crime developed by Gary Becker (1968), this study analyzes the impact of public investments in education and public security, as well as socioeconomic variables, on the rates of Intentional Lethal Violence (ILV) in Brazil between 2012 and 2019. To explore this relationship, the Generalized Estimation Equations (GEE) model by Liang and Zeger (1986) was employed. The results indicated that increased education levels are associated with reductions in ILV, while unemployment and population density contribute to higher crime rates. Public investments in education and public security showed no significant contemporaneous effects, suggesting the need for long-term analyses and better resource allocation. This study highlights the importance of evidence-based public policies that combine job creation, improved access to education, and efficient resource allocation to reduce lethal violence in Brazil.

Keywords: Crime, Public Spending, Socioeconomic Variables, Economic Theory of Crime.

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 01 – Evolução das taxas de MVI no Brasil, de 2011 a 2019

Gráfico 02 – Evolução dos Gastos em Segurança Pública como % do PIB (2012-2019) – Estados Representativos

Gráfico 03 – Evolução dos Gastos em Educação como % do PIB (2012-2019) – Estados Representativos

Gráfico 04 – Média da taxa de abandono escolar nos anos iniciais do Ensino Fundamental, de 2012 a 2019

Gráfico 05 – Evolução da taxa de desemprego no Brasil de 2012 a 2019 (calculado com base na média anual dos trimestres)

Gráfico 06 – Taxa média de desemprego por Estado de 2012 a 2019

Gráfico 07 – Renda média per capita por Estado em 2019

LISTA DE FIGURAS

Figura 01 – Mortes Violentas Intencionais por 100.000 habitantes, com base na média do período (2012 a 2019)

Figura 02 – Índice de Gini do rendimento domiciliar per capita de 2012 a 2019 (com base na média do período)

Figura 03 - Diagrama de Dispersão do (a) Resíduo de Pearson por Observação; (b) Resíduo de Pearson por Valor Ajustado da Variável MVI; (c) Resíduo de Mahalanobis por UF do modelo inicial

Figura 04 - Diagrama de Dispersão do Resíduo de Pearson pela Variável (a) Gastos em Educação; (b) Gastos em Segurança; (c) Desemprego; (d) Índice de Gini; (e) Nível de Escolaridade; (f) Renda domiciliar per capita; (g) Densidade Demográfica do modelo inicial

Figura 05 - Distância de Cook por UF do modelo inicial

Figura 06 - Diagrama de Dispersão do (a) Resíduo de Pearson por Observação; (b) Resíduo de Pearson por Valor Ajustado da Variável MVI; (c) Resíduo de Mahalanobis por UF do Modelo Final 2

Figura 07 - Diagrama de Dispersão do Resíduo de Pearson pela Variável (a) Gastos em Educação; (b) Gastos em Segurança; (c) Desemprego; (d) Nível de Escolaridade do Modelo Final 2

Figura 08 - Distância de Cook por UF do Modelo Final 2

LISTA DE TABELAS

Tabela 01 - Variáveis independente, efeitos esperados e fonte de dados

Tabela 02 - Estatísticas descritivas das variáveis de interesse, de 2012 à 2019

Tabela 03 – Matriz de Correlação entre as Variáveis

Tabela 04 - Critérios de informação para diferentes estruturas de correlação

Tabela 05 – Estimativas para o Modelo A

Tabela 06 – Estimativas para o modelo inicial

Tabela 07 – Estimativas para o Modelo Final 1 (excluindo Amapá e Roraima)

Tabela 08 – Estimativas para o Modelo Final 2 (todas as UFs)

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

FBSP - Fórum Brasileiro de Segurança Pública

GEE - Equações de Estimação Generalizadas

IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

INEP - Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira

IPEA - Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada

MVI - Mortes Violentas Intencionais

PIB - Produto Interno Bruto

PNAD - Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios

SIDRA - Sistema IBGE de Recuperação Automática

SICONFI - Sistema de Informações Contábeis e Fiscais do Setor Público Brasileiro

UF - Unidade Federativa

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO 11

2. FATOS ESTILIZADOS DO CRIME E DA DESIGUALDADE NO BRASIL 13

2.1. Visão geral da criminalidade no Brasil: o que os dados revelam? 13

2.2. Desigualdades Socioeconômicas Regionais no Brasil 18

3. REVISÃO DA LITERATURA 26

3.1. Economia do Crime no Brasil 27

3.2. Economia do Crime no Cenário Internacional 31

4. METODOLOGIA 34

4.1. Modelo teórico.....34

4.2. Modelo explicativo.....36

4.2.1. Variável dependente.....37

4.2.2. Variáveis independentes.....37

4.3. Estatísticas Descritivas.....38

4.4. Correlação entre as variáveis.....40

4.5. Modelo econométrico 44

4.5.1. Equação a ser estimada.....44

4.5.2. Descrição das Variáveis no modelo econométrico.....44

4.5.3. Especificação da Estrutura de Correlação.....45

5. ANÁLISE DE RESULTADOS 46

6. CONCLUSÃO 70

7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS 72

1. INTRODUÇÃO

A criminalidade é um dos principais desafios enfrentados por sociedades contemporâneas, impactando não apenas a segurança pública, mas também o desenvolvimento econômico e a qualidade de vida da população. No Brasil, o cenário é particularmente alarmante, com taxas de violência letal que figuram entre as mais altas do mundo. Fenômenos como desigualdade social, fragilidade institucional e expansão de organizações criminosas agravam ainda mais o quadro, evidenciando a complexidade do problema.

Nesse contexto, a economia do crime surge como uma abordagem que inova a forma de entender os determinantes do comportamento criminoso e suas implicações para a formulação de políticas públicas. Fundamentada na teoria econômica, essa abordagem enxerga o crime como uma escolha racional, onde indivíduos avaliam custos e benefícios antes de agir. Tal perspectiva, introduzida por Gary Becker (1968), permite analisar a relação entre fatores econômicos, como renda, educação e desigualdade, e a criminalidade, ampliando a compreensão do problema e apontando caminhos para intervenções mais eficazes.

Em seu artigo *Crime and Punishment: An Economic Approach*, publicado no *Journal of Political Economy*, Gary Becker (1968) aplicou conceitos econômicos para compreender as decisões que levam indivíduos racionais a praticar atos ilícitos. Assim, Becker desenvolveu uma fórmula para estimar o custo social do crime e os investimentos necessários para mitigar essas perdas. Sua abordagem demonstra que, ao avaliar os potenciais ganhos de um crime em relação aos riscos envolvidos, como punições ou perda de oportunidades legais, o agente opta pelo ato criminoso se os benefícios esperados superarem os custos.

O presente trabalho propõe uma análise do impacto dos gastos públicos em educação e segurança pública, além de variáveis socioeconômicas, sobre a criminalidade no Brasil. Amparado em metodologias econométricas, o estudo busca preencher lacunas existentes na literatura, abordando a criminalidade de forma abrangente por meio das Mortes Violentas Intencionais (MVI).

Assim, o foco do trabalho é investigar como diferentes variáveis explicativas, como níveis de escolaridade, densidade populacional, índice de Gini, taxas de desemprego e renda média per capita, além dos gastos com educação e segurança pública, influenciam as taxas de MVI nas unidades federativas brasileiras entre 2012 e 2019. Para tanto, são utilizados dados provenientes de fontes oficiais, como o Anuário Brasileiro de Segurança Pública, Siconfi e o

IBGE. A análise econométrica baseia-se no modelo de Equações de Estimação Generalizadas (GEE), desenvolvidos por Liang e Zeger (1986).

A metodologia adotada combina uma abordagem descritivo-explicativa com ferramentas quantitativas para explorar os determinantes da criminalidade. Essa escolha se justifica pela complexidade do tema, que demanda não apenas uma análise empírica robusta, mas também uma fundamentação teórica sólida, ancorada na teoria econômica do crime e em estudos que analisam a interação entre desigualdades socioeconômicas e criminalidade.

Este estudo foi inspirado na análise conduzida por Fernandes Junior, Farias, Costa e Lima (2017), que investigou o impacto dos investimentos públicos, especificamente em segurança pública e assistência social, além de outras variáveis socioeconômicas, sobre a taxa de homicídios dolosos nas unidades federativas brasileiras no período de 8 anos, de 2004 a 2012. Contudo, com o objetivo de diversificar as variáveis explicativas, este trabalho propõe uma abordagem alternativa, substituindo o foco em assistência social por investimentos em educação, além de manter o enfoque nos investimentos em segurança pública.

Além disso, em vez de se concentrar apenas em homicídios dolosos, este estudo amplia a análise para incluir as Mortes Violentas Intencionais (MVI) que, de acordo com o 18º Anuário de Segurança Pública (2024), referem-se ao somatório "das vítimas de homicídio doloso, latrocínio, lesão corporal seguida de morte e mortes decorrentes de intervenções policiais em serviço e fora". Destaca-se ainda que a análise desenvolvida no presente trabalho reconhece a persistência temporal da taxa de crimes violentos letais por meio do coeficiente de correlação de Pearson, também chamado de “efeito inércia” conforme as evidências já levantadas por Santos (2009) e Léia Becker e Kassouf (2017), e o captura indiretamente no modelo econométrico por meio da estrutura Autorregressiva AR(1).

Este trabalho está estruturado em sete capítulos. O segundo capítulo apresenta os fatos estilizados sobre criminalidade e desigualdade no Brasil, explorando indicadores relevantes para compreender o cenário nacional. O terceiro capítulo traz a revisão da literatura, abordando estudos teóricos e empíricos sobre economia do crime no Brasil e no mundo. O quarto capítulo expõe a metodologia adotada, apresentando o modelo teórico, a definição das variáveis, as estatísticas descritivas, as correlações e a estrutura do modelo econométrico. No quinto capítulo, analisam-se os resultados obtidos a partir da estimação do modelo, identificando os fatores que influenciam as taxas de MVI e contribuindo para o avanço da literatura. O sexto capítulo sintetiza as principais conclusões do estudo, e o sétimo reúne as referências bibliográficas.

2. FATOS ESTILIZADOS DO CRIME E DA DESIGUALDADE NO BRASIL

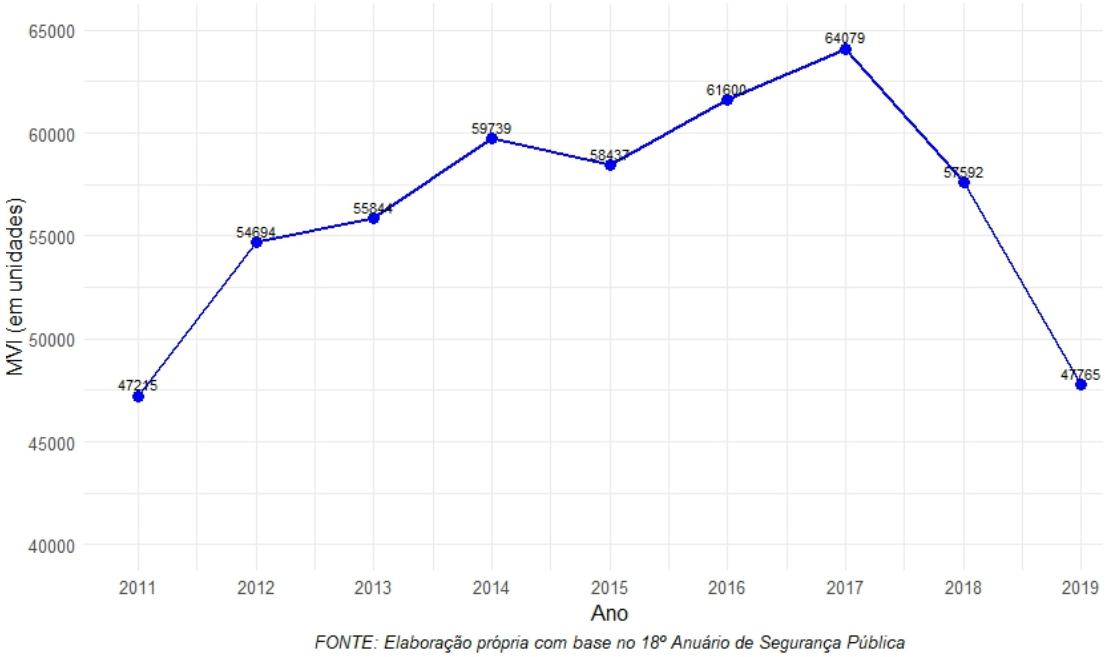
2.1. Visão geral da criminalidade no Brasil: o que os dados revelam?

No Brasil, os índices de criminalidade revelam um cenário complexo e desafiador. Segundo dados recentes, o país enfrenta taxas de homicídios que se destacam no contexto global, posicionando-o entre os países com os maiores registros de violência letal.

Conforme apontado por Zaluar (1999), o termo violência possui uma natureza polifônica que remonta à sua etimologia, derivada do latim *violentia*, associada ao uso de força física ou vital. Essa força é considerada violência quando ultrapassa limites ou perturba acordos tácitos e regras que organizam as relações sociais. A percepção de um ato como violento depende, portanto, de fatores culturais e históricos, considerando os impactos em termos de sofrimento individual e prejuízos à coletividade.

Os dados referentes às Mortes Violentas Intencionais (MVI) representam um dos principais indicadores da violência letal no Brasil e são utilizados para avaliar os níveis de segurança pública no país. De acordo com o 18º Anuário de Segurança Pública (2024), referem-se ao somatório "das vítimas de homicídio doloso, latrocínio, lesão corporal seguida de morte e mortes decorrentes de intervenções policiais em serviço e fora". Os dados do Anuário referentes aos anos 2011 a 2019 apresentados no Gráfico 01 evidenciam um padrão de variação considerável ao longo do período:

Gráfico 01 – Evolução das taxas de MVI no Brasil, de 2011 a 2019



FONTE: Elaboração própria com base no 18º Anuário de Segurança Pública

A partir do Gráfico 01, verifica-se que após atingir o pico de 64.079 registros em 2017, há uma tendência de redução nos anos subsequentes, resultando em 47.765 casos em 2019, próximo aos valores de 2011.

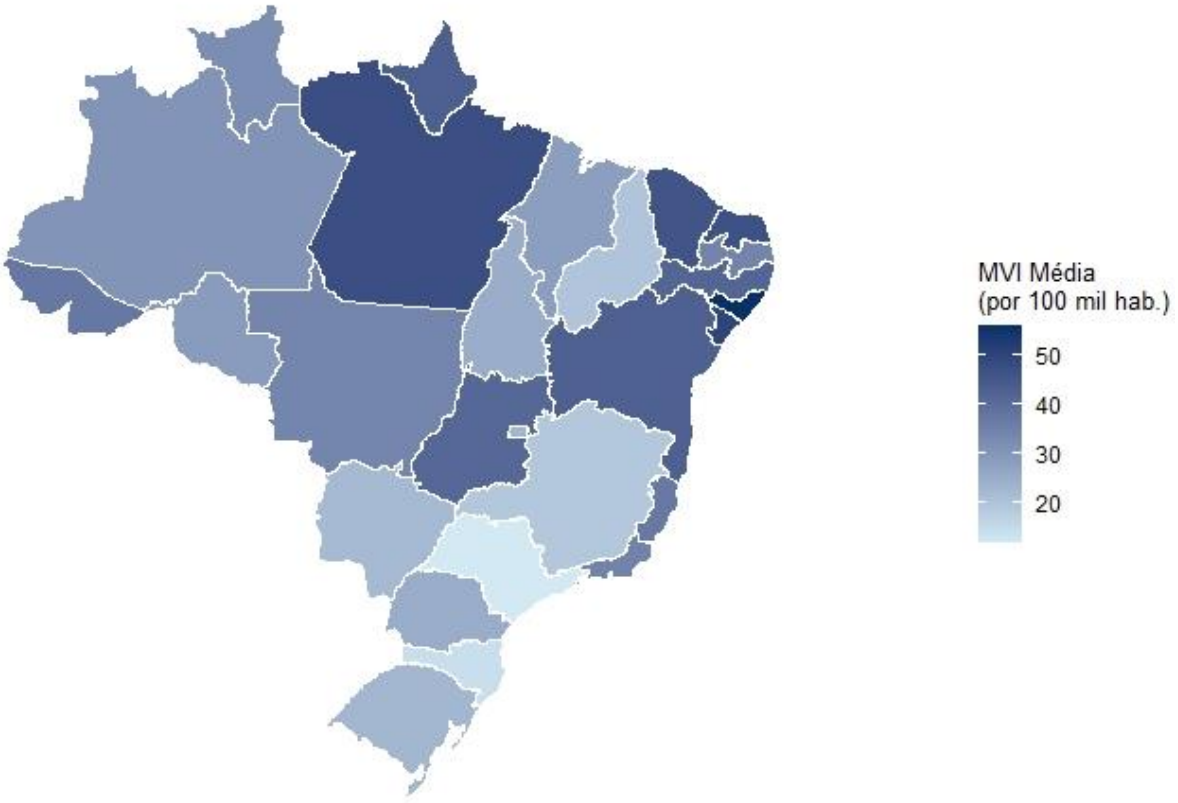
Quando analisadas regionalmente, as MVI revelam discrepâncias significativas entre as macrorregiões do Brasil, destacando a complexidade do fenômeno da violência letal no país. A Região Nordeste concentrou os maiores registros absolutos ao longo do período, com um pico de 27.288 mortes em 2017, representando um agravamento considerável da violência na região. Apesar de uma redução em 2019, com 18.190 registros, o Nordeste ainda lidera em números absolutos, refletindo fatores como desigualdade social, fragilidades institucionais e a atuação de organizações criminosas. No Norte, os números também são preocupantes, com uma trajetória de crescimento consistente até 2018, quando a região registrou 8.074 mortes. Embora tenha havido uma redução em 2019, para 6.477 casos, o cenário ainda reflete uma escalada da violência em estados com menor infraestrutura de segurança pública.

Por outro lado, as regiões Sudeste e Sul apresentam números significativamente menores em comparação ao Norte e Nordeste. No Sudeste, os dados mostram uma tendência de oscilação com redução gradual nos últimos anos do período, passando de 17.224 mortes em 2017 para 13.949 em 2019. A Região Sul, com o menor número de mortes violentas entre todas as regiões, também apresentou redução consistente, saindo de 6.844 mortes em 2017 para 5.049 em 2019. Por fim, o Centro-Oeste apresentou picos em 2015, com 5.574 mortes, seguido de uma tendência de redução até 2019, quando foram registrados 4.100 casos. Essa dinâmica pode estar relacionada à peculiaridade da região, que combina áreas urbanas dinâmicas com zonas rurais extensas.

Por essa razão, torna-se fundamental analisar a MVI ajustada pela taxa de 100.000 habitantes, uma métrica amplamente utilizada para avaliar os níveis de violência de forma proporcional à população de cada estado ou região, pois permite comparações mais precisas entre diferentes unidades da federação, independentemente de suas dimensões populacionais. Além disso, a análise da taxa de MVI por 100.000 habitantes capta melhor a intensidade da violência em relação ao tamanho da população, evidenciando os desafios de segurança pública enfrentados em contextos específicos e fornecendo subsídios para o planejamento de políticas públicas mais eficazes.

As taxas de MVI por 100.000 habitantes no Brasil apresentam significativas disparidades regionais, conforme Figura 01:

Figura 01 – MVI por 100.000 habitantes, com base na média do período (2012 a 2019)



FONTE: Elaboração própria com base no 18º Anuário de Segurança Pública

Da análise da Figura 01, observa-se que estados da Região Norte, como Roraima e Amapá, e do Nordeste, como Alagoas e Sergipe, registraram algumas das taxas mais elevadas ao longo do período analisado. De acordo com os dados, em 2018, por exemplo, Roraima atingiu a preocupante marca de 66,6 mortes por 100.000 habitantes, enquanto Alagoas, embora tenha apresentado redução nos últimos anos, ainda manteve níveis críticos. Por outro lado, estados como São Paulo, Santa Catarina e Minas Gerais registraram as menores taxas de MVI por 100.000 habitantes no mesmo período, com destaque para São Paulo, que apresentou uma tendência de redução contínua, alcançando 8,88 em 2019.

Em relação ao crescimento da criminalidade no Norte do Brasil, por exemplo, de acordo com o 36º Boletim de Análise Político-Institucional, publicado pelo Ipea, diversos fatores econômicos, sociais e políticos têm contribuído para o agravamento da violência letal na região. A publicação aponta para um cenário marcado pela expansão de facções criminosas de base prisional, o aumento da circulação de armas de fogo e o enfraquecimento de políticas e

instituições voltadas ao controle socioambiental. Esse panorama do Norte do Brasil é parte de uma dinâmica mais ampla que caracteriza a criminalidade em diferentes regiões do país

Neste ponto, embora o foco central deste trabalho seja a análise das MVIs, delimitadas ao período de 2012 a 2019, é igualmente relevante ampliar o panorama da criminalidade no Brasil, incluindo, também, a discussão sobre alguns outros tipos de crimes que vêm registrando aumento significativo no país nos últimos anos, de modo a enriquecer a compreensão do cenário. Esses crimes, além de complementarem a visão geral da segurança pública, oferecem subsídios para futuras investigações na área da economia do crime, contribuindo para a inspiração e desenvolvimento de futuros trabalhos.

Primeiramente, o caso dos estelionatos virtuais destaca-se como uma das modalidades de crime que mais crescem no Brasil. De acordo com Alcadipani et al. (2024), os registros desse tipo de crime aumentaram 13,6% entre 2022 e 2023, refletindo uma transformação nos padrões de criminalidade patrimonial. Em estados como Paraíba e Roraima, o crescimento foi ainda mais expressivo, atingindo 153,7% e 143,3%, respectivamente. Piauí e Amazonas também registraram aumentos superiores a 100%, demonstrando a gravidade da situação em algumas regiões. No entanto, os autores ressaltam que há uma dificuldade significativa em obter dados nacionais detalhados sobre estelionatos virtuais, pois muitos Estados ainda não os reúnem separadamente do total de estelionatos.

De acordo com o Anuário, os estelionatos já superam os roubos desde 2021 e, em 2023, registraram 1.965.353 ocorrências contra 870.320 roubos, invertendo a relação observada em 2018, quando havia mais de 1 milhão de roubos a mais do que estelionatos. Alcadipani, Lima e Bueno (2024) ressaltam que essa transformação é influenciada por dois fatores principais: o aumento da digitalização da vida cotidiana e as mudanças no comportamento dos criminosos frente às tecnologias e políticas públicas. Assim, a dinâmica do mundo virtual tem favorecido a escalabilidade desses crimes, consolidando uma nova configuração na criminalidade patrimonial brasileira.

Outro crime que tem se destacado no cenário da segurança pública no Brasil é a violência doméstica e intrafamiliar contra mulheres. Conforme o Atlas da Violência (2024), no ano de 2022, foram registrados 144.285 casos em que o possível agressor era um membro da família ou parceiro íntimo, o que corresponde a 65,2% do total de ocorrências de violência contra mulheres. A forma de violência mais comum foi a violência física, representando 36,7% dos registros (51.407 casos), seguida por situações de "violências múltiplas", que somaram 31,1% das ocorrências.

A análise das formas de violência por faixa etária revela como as violações se manifestam de maneiras distintas ao longo da vida de meninas e mulheres. Conforme apontado no Atlas, entre vítimas de 0 a 9 anos, a negligência foi a forma mais frequente, representando 37,9% dos casos, seguida pela violência sexual, com 30,4%. Na faixa etária de 10 a 14 anos, a violência sexual tornou-se predominante, presente em 49,6% dos registros. A partir dos 15 anos até os 69 anos, a violência física passa a ser a mais comum: em mulheres de 20 a 24 anos, por exemplo, foi apontada em 49% dos casos, mantendo-se acima dos 40% até os 59 anos. Já entre mulheres idosas, a negligência ressurge como uma forma de violência significativa, alcançando 50,4% dos registros para vítimas com 80 anos ou mais. Esses dados evidenciam padrões de violência que mudam ao longo da vida, com homens sendo responsáveis por 86,6% das agressões registradas.

Ainda em complemento ao panorama da criminalidade no Brasil, torna-se importante abordar brevemente a questão da reincidência criminal. O relatório prévio do estudo “Reincidência Criminal no Brasil”, divulgado em 2022 pelo Departamento Penitenciário Nacional em parceria com a Universidade Federal de Pernambuco, traz uma análise abrangente sobre o tema, com base em dados de 13 estados brasileiros e abrangendo o período de 2008 a 2021.

A pesquisa, realizada a partir de uma amostra de 979 mil presos, destaca indicadores como características demográficas (idade, sexo, raça e local de nascimento), fatores sociais (nível de escolaridade, ocupação e renda) e histórico de acesso a programas sociais. De acordo com o relatório, a média de reincidência criminal no Brasil apresenta um crescimento significativo, iniciando em 21% no primeiro ano e atingindo 38,9% após cinco anos, evidenciando a necessidade de intervenções mais rápidas no sistema prisional.

Ainda de acordo com o relatório, os dados revelaram que a reincidência ocorre de forma acelerada em períodos iniciais após a saída da prisão. Esses números indicam a urgência em aprimorar as políticas públicas voltadas à reintegração social, considerando não apenas a segurança pública, mas também fatores relacionados ao trabalho, educação e acesso a serviços sociais.

Por fim, de acordo com Chesnais (1999), o crescimento da violência no Brasil está associado a uma multiplicidade de fatores, entre eles desigualdades sociais profundas, a precariedade no acesso à educação e à moradia, além da ausência de políticas públicas efetivas em áreas como saúde e segurança. O autor destaca que a percepção das desigualdades, exacerbada por elementos culturais e pela ampla difusão midiática, amplifica tensões sociais,

enquanto a ineficácia das instituições contribui para a reprodução desse cenário. Essa análise reforça a importância de compreender a violência no Brasil não apenas pelos números, mas também pelo contexto de desigualdades estruturais que permeiam a sociedade.

2.2. Desigualdades regionais socioeconômicas no Brasil

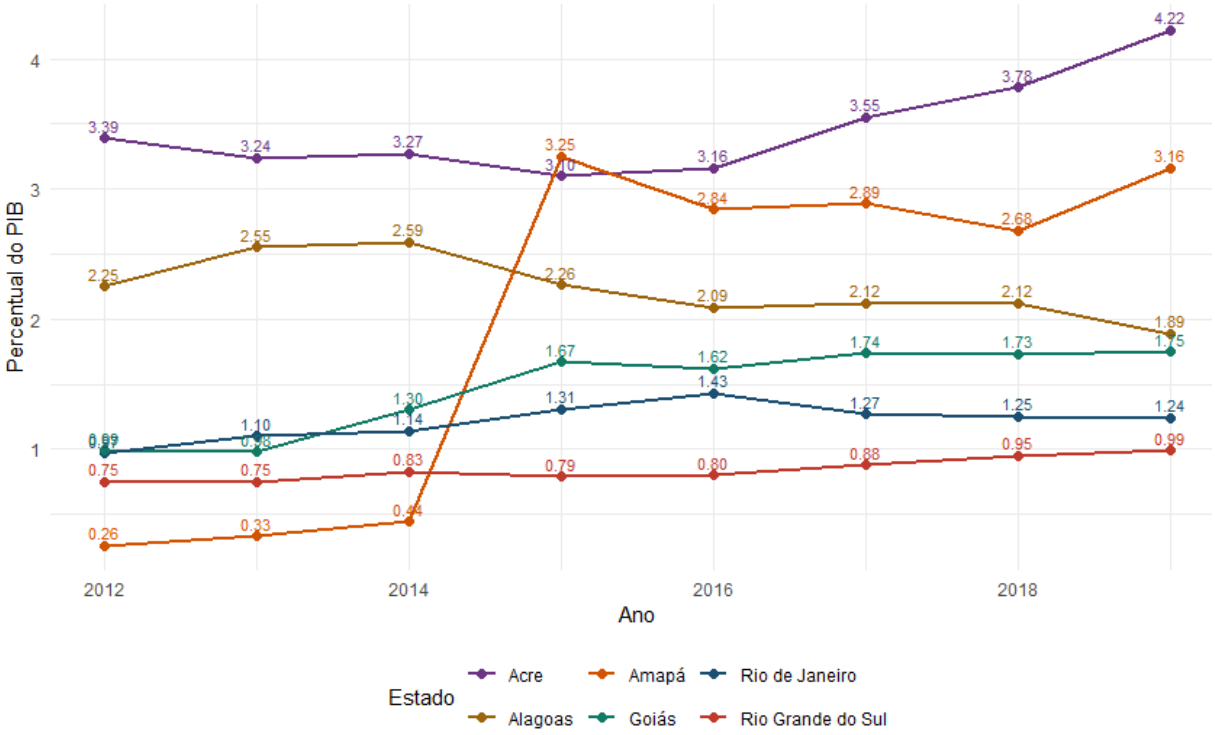
As desigualdades socioeconômicas regionais no Brasil constituem um dos maiores obstáculos para o progresso do país. As diferenças significativas entre as várias regiões, a acumulação de riqueza e os variados graus de acesso a serviços públicos e infraestrutura expõem um panorama complexo, onde as condições de vida apresentam variações significativas. Essas disparidades, que possuem raízes históricas, impactam não só o bem-estar dos habitantes, mas também a dinâmica econômica e a segurança pública em cada região. Este capítulo tem como objetivo explorar algumas das desigualdades socioeconômicas e os seus impactos na sociedade brasileira. No entanto, é importante destacar que, devido à complexidade e extensão do assunto, esta análise não tem como objetivo esgotar o tema, mas sim explorar os elementos mais relevantes para o contexto do presente trabalho.

Fraga (2020) destaca que o Brasil enfrenta um grave problema de desigualdade de oportunidades, intensificado por práticas patrimonialistas, captura do Estado, corporativismo e corrupção, o que reforça a instabilidade política e a falta de confiança nas instituições. A desigualdade, portanto, não é apenas uma questão moral, mas um obstáculo direto ao crescimento econômico sustentável. Segundo o autor, por exemplo, a estagnação do PIB per capita em relação ao dos Estados Unidos nas últimas seis décadas, com um declínio significativo nos últimos quarenta anos, é um reflexo de como a desigualdade prejudica o crescimento no Brasil. Para reverter esse quadro, o autor enfatiza a necessidade de um aumento nos investimentos públicos em áreas como educação, saúde, infraestrutura e segurança, elementos essenciais para criar um ambiente propício ao desenvolvimento inclusivo e sustentável.

No campo dos gastos em segurança pública como percentual do PIB, analisados com base nos dados do IBGE em conjunto com o Siconfi do Tesouro Nacional (despesas liquidadas por função), no período de 2012 a 2019, apresentam disparidades expressivas entre os estados. Um caso emblemático é o Amapá, que, em 2012, destinava apenas 0,26% do seu PIB para segurança pública, o menor percentual do país naquele ano. Essa situação contrastou fortemente com o salto observado a partir de 2015, quando o percentual subiu para 3,25%, evidenciando um aumento abrupto e incomum. O Gráfico 02 apresenta a evolução dos gastos em segurança

pública como percentual do PIB em estados brasileiros, destacando alguns casos representativos:

Gráfico 02 – Evolução dos Gastos em Segurança Pública como % do PIB (2012-2019) – Estados Representativos



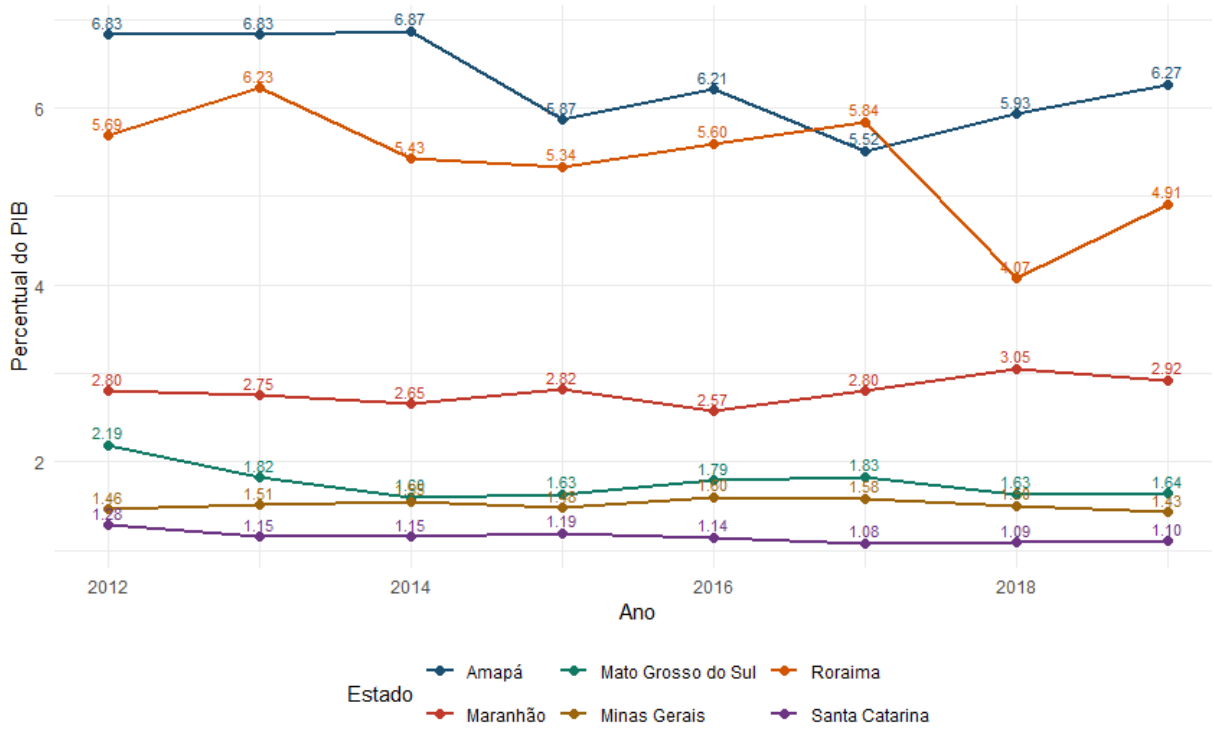
Além do Amapá, outros estados seguiram trajetórias distintas ao longo do período analisado. O Acre manteve um nível elevado de investimento, passando de 3,39% do PIB em 2012 para 4,22% em 2019, consolidando-se como o estado com maior destinação proporcional no Gráfico 02. Em contrapartida, Rio de Janeiro e Rio Grande do Sul apresentaram percentuais mais modestos, embora tenham seguido tendências diferentes: enquanto o Rio de Janeiro oscilou entre 0,97% e 1,43%, o Rio Grande do Sul registrou um crescimento progressivo, saindo de 0,75% em 2012 para 0,99% em 2019.

Estados como Goiás e Alagoas também apresentam padrões distintos. Goiás iniciou o período com 0,99% do PIB destinado à segurança pública e atingiu 1,75% em 2019, mantendo uma tendência de alta ao longo dos anos. Por outro lado, Alagoas, que começou com um patamar elevado de 2,25% em 2012, apresentou uma leve redução, encerrando o período com 1,89%. A análise desses dados evidencia a disparidade nos investimentos estaduais em segurança pública, reforçando a necessidade de um planejamento orçamentário mais equitativo,

que considere as especificidades de cada estado para otimizar a alocação de recursos e reduzir desigualdades no setor.

Já no campo dos gastos em educação como percentual do PIB no Brasil, entre os anos de 2012 e 2019, observa-se uma grande disparidade entre os estados. O Amapá e Roraima apresentaram percentuais elevados ao longo do período, destacando-se pelo volume proporcional de recursos destinados à educação. Em contrapartida, estados como Minas Gerais e Santa Catarina mantiveram investimentos mais reduzidos em relação ao PIB, com percentuais abaixo de 2% na maior parte do período analisado. O Gráfico 03 ilustra as variações desses gastos nos estados selecionados ao longo do tempo:

Gráfico 03 – Evolução dos Gastos em Educação como % do PIB (2012-2019) – Estados Representativos

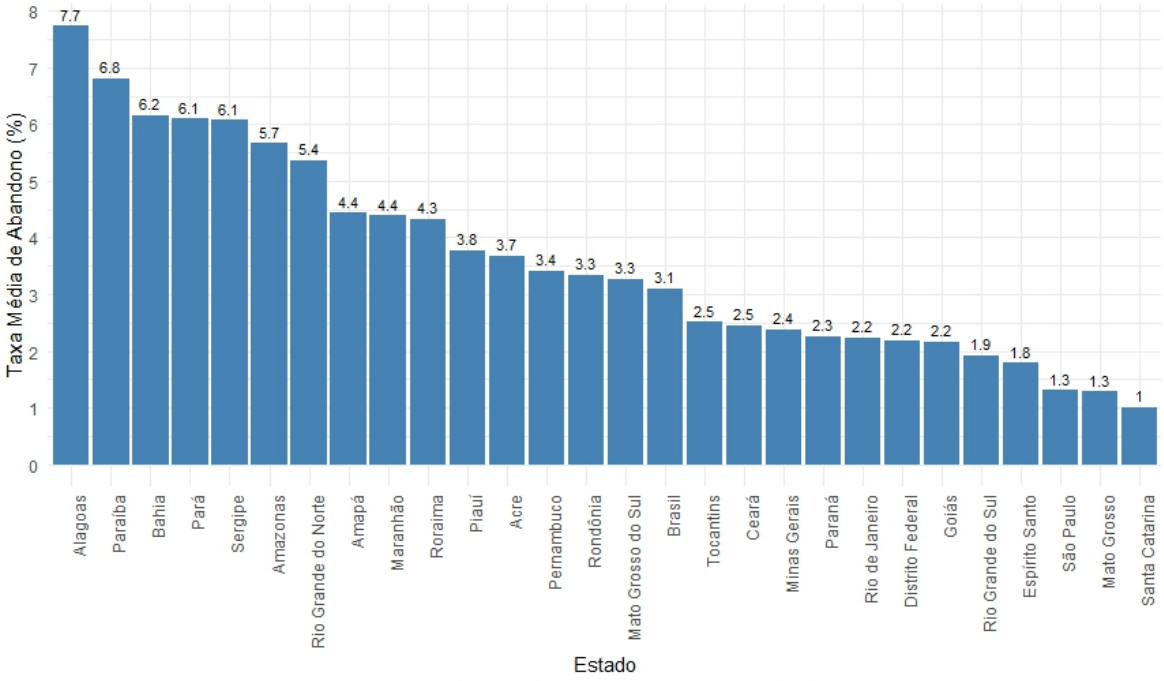


Estados como Maranhão e Mato Grosso do Sul apresentaram trajetórias distintas ao longo do período. O Maranhão registrou um leve crescimento nos investimentos em educação, passando de 2,80% do PIB em 2012 para 2,92% em 2019, enquanto Mato Grosso do Sul seguiu o caminho oposto, reduzindo sua participação de 2,19% para 1,64% no mesmo intervalo. Roraima, que iniciou o período com 5,69% do PIB, também sofreu uma redução significativa, caindo para 4,91% em 2019. Essas variações evidenciam não apenas diferenças regionais, mas também mudanças na priorização do financiamento da educação ao longo do tempo. A análise dos dados reforça a necessidade de um planejamento orçamentário que considere as

particularidades de cada estado e busque reduzir as desigualdades nos investimentos educacionais em nível nacional.

Neste ponto, é relevante destacar os dados sobre as taxas de abandono escolar nos anos iniciais do ensino fundamental no Brasil, que refletem uma das dimensões das desigualdades regionais no acesso e na permanência na educação básica, conforme dados do Censo da Educação Básica, realizado pelo INEP, apresentados no Gráfico 04:

Gráfico 04 – Média da taxa de abandono escolar nos anos iniciais do Ensino Fundamental, de 2012 a 2019



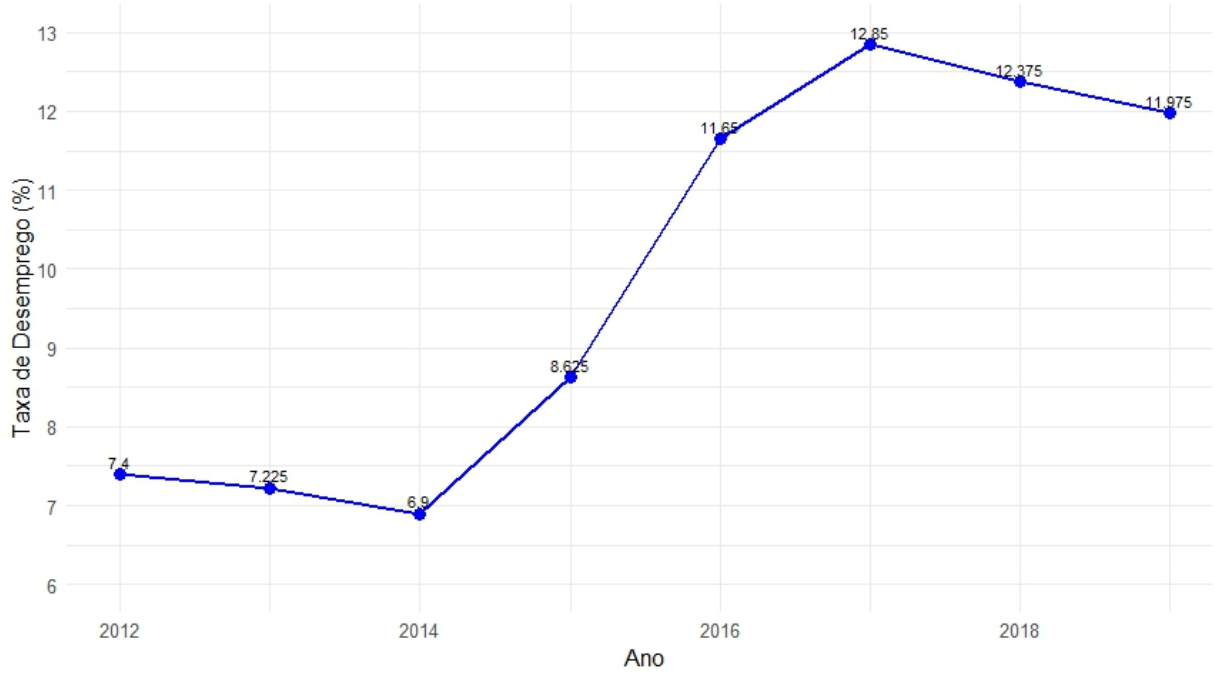
Fonte: Elaboração própria com base no Censo da Educação Básica/INEP

A análise das médias regionais revela que, embora o Brasil tenha registrado avanços significativos na redução do abandono escolar ao longo dos anos, as diferenças entre as regiões permanecem evidentes. Em 2012, por exemplo, conforme os dados do Censo da Educação Básica do INEP, o Estado de Alagoas apresentou uma taxa de abandono de 12,5%, enquanto no Acre o índice foi de apenas 4,1%. Em contraste, estados como São Paulo e Santa Catarina registraram taxas consideravelmente inferiores, com índices de 1,8% e 1,5%, respectivamente, no mesmo ano. Embora Alagoas e Acre tenham registrado melhorias ao longo dos anos, a redução foi mais expressiva em Alagoas, que alcançou uma taxa de 2,8% em 2019, enquanto o Acre terminou o período em 3,3%. Apesar disso, estados como Santa Catarina mantiveram os melhores resultados, reduzindo suas taxas para 0,5% em 2019. Essa redução, embora positiva para estados como Alagoas, ainda mantém diferenças regionais relevantes que sugerem

desafios distintos entre estados do Norte e do Nordeste em comparação com estados do Sul e Sudeste.

Nesse contexto, ao se observar outras dimensões das desigualdades regionais no Brasil, destaca-se o desemprego, medido pela taxa de desocupação das pessoas com 14 anos ou mais de idade, como um importante indicador das condições econômicas e sociais do país. Conforme os dados da PNAD Contínua trimestral do IBGE, analisados ao longo do período de 2012 a 2019, verifica-se uma oscilação nas taxas de desocupação, refletindo as diferenças regionais e as características específicas de cada unidade federativa. O Gráfico 05 ilustra essa evolução, destacando as variações nas taxas de desocupação em âmbito nacional:

Gráfico 05 – Evolução da taxa de desemprego no Brasil de 2012 a 2019 (calculado com base na média anual dos trimestres).

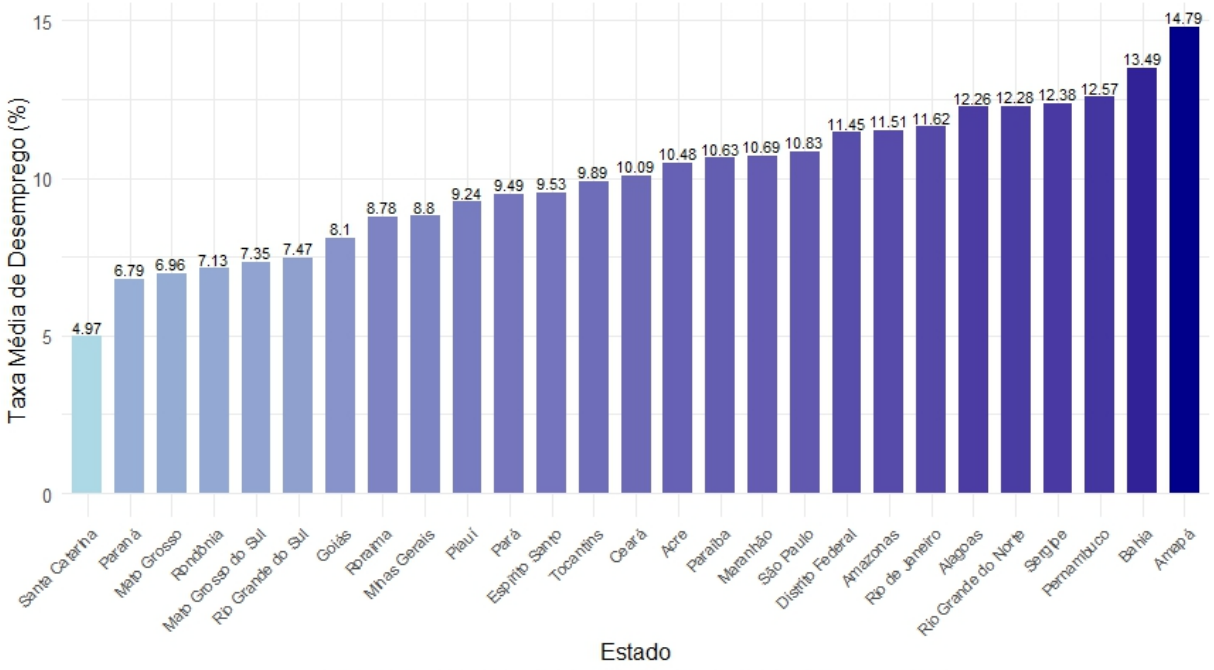


FONTE: Elaboração própria com base nos dados da PNAD Contínua Trimestral/IBGE

Conforme se vê no Gráfico 05, entre 2012 e 2019, a taxa de desemprego no Brasil apresentou oscilações significativas, refletindo os períodos de crise. No início da série, o país registrava taxas moderadas, como os 6,90% em 2014. Contudo, a partir de 2015, com o agravamento da recessão econômica, houve uma escalada do desemprego, alcançando 12,85% em 2017, o maior valor do período analisado. Apesar de uma leve recuperação nos anos subsequentes, os índices permaneceram elevados, indicando um mercado de trabalho fragilizado e com dificuldades para absorver os impactos econômicos e sociais decorrentes da crise.

Ao analisar as taxas médias de desemprego nos estados brasileiros, observa-se uma significativa desigualdade regional, conforme evidenciado pelos dados apresentados no Gráfico 06:

Gráfico 06 – Taxa média de desemprego por Estado de 2012 a 2019.



FONTE: Elaboração própria com base nos dados da PNAD Contínua/IBGE

De acordo com os dados do IBGE, o Amapá destacou-se com a maior taxa média de desemprego no período de 2012 a 2019, atingindo 14,79%. Essa situação foi ainda mais crítica no primeiro trimestre de 2018, quando a taxa alcançou 21,7%. Já a segunda maior taxa média de desemprego no mesmo período foi registrada na Bahia, com 14,11%, evidenciando a persistência de desafios no mercado de trabalho dessas regiões.

Por outro lado, Santa Catarina destacou-se como o estado com a menor taxa média de desemprego no período de 2012 a 2019, registrando um valor médio de 4,97%. O desempenho mais positivo ocorreu em 2014, quando a taxa caiu para apenas 2,90%, a menor do país naquele ano. Outro estado com baixos índices médios no período de 2012 a 2019 foi o Paraná, que apresentou uma taxa média de 6,79% ao longo do mesmo período, consolidando-se como um dos estados com menor desocupação no Brasil.

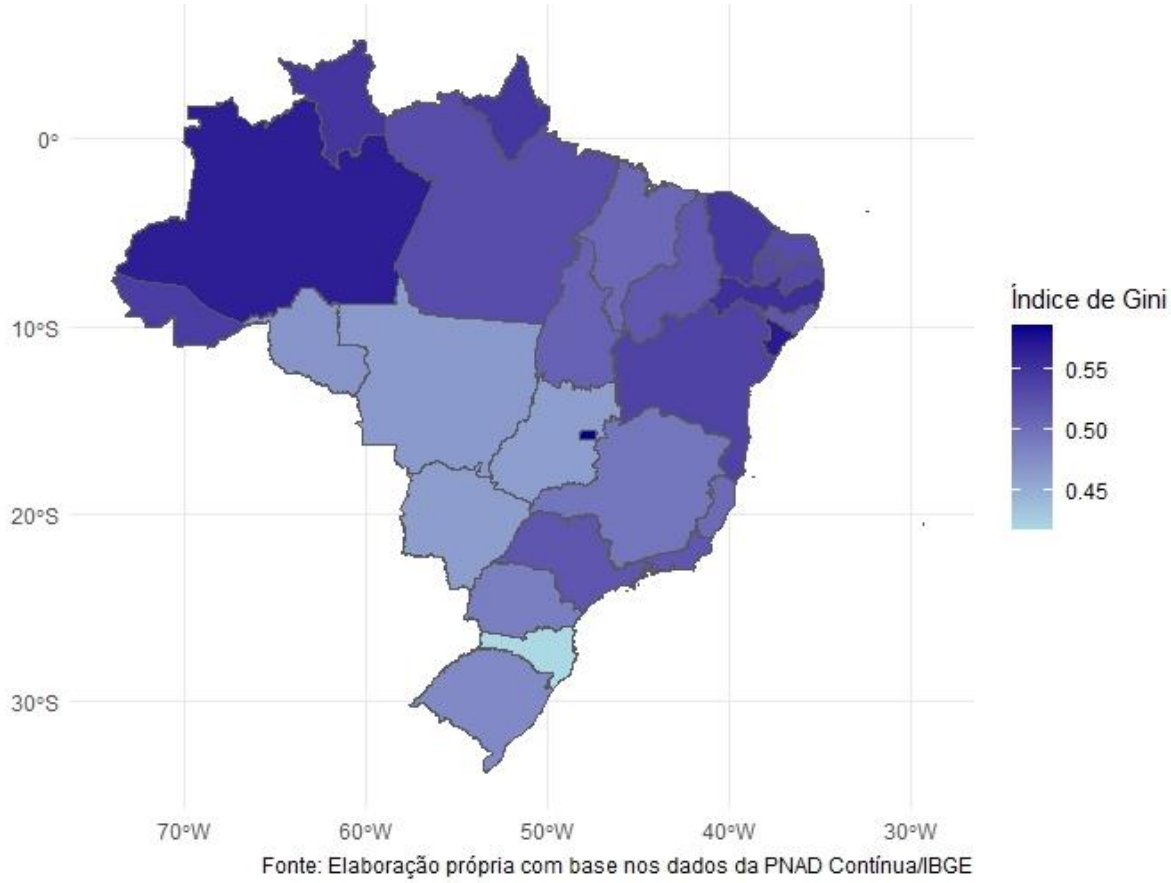
De acordo com Reinert (2001), as causas do desemprego são variadas e muitas vezes controversas, dependendo da linha de pensamento adotada. Entre as mais citadas estão o avanço do desenvolvimento tecnológico, a globalização, a terceirização, a desindustrialização, a

concentração de renda e os modernos métodos de gestão, como a reengenharia e o downsizing. O referido autor também ressalta que as consequências do desemprego podem ser devastadoras, afetando tanto o indivíduo e sua família quanto a sociedade como um todo.

Além disso, Reinert (2001) aponta que o desemprego gera custos econômicos significativos para a sociedade, como aumento de impostos para cobrir despesas com seguro-desemprego, saúde e segurança pública. Por fim, quanto às soluções, o autor destaca medidas como o incentivo ao consumo e ao crédito, políticas fiscais e monetárias adequadas, aumento das despesas públicas, flexibilização do mercado de trabalho, redução da jornada de trabalho e programas de treinamento e requalificação de trabalhadores.

O Índice de Gini, representado na Figura 02, com base nos dados da PNAD Contínua do IBGE, é um importante indicador utilizado para medir a desigualdade de renda entre as regiões do Brasil. O mapa foi elaborado com base na média do Índice de Gini para o período de 2012 a 2019. Seus valores variam de 0 a 1, onde números mais próximos de 1 indicam maior concentração de renda, enquanto valores mais baixos sugerem uma distribuição mais equitativa:

Figura 02 – Índice de Gini do rendimento domiciliar per capita de 2012 a 2019 (com base na média do período)



Fonte: Elaboração própria com base nos dados da PNAD Contínua/IBGE

A análise regional do Índice de Gini confirma disparidades significativas na concentração de renda entre os estados brasileiros no período de 2012 a 2019. De acordo com a PNAD Contínua, entre os estados com os maiores índices médios de desigualdade, destacam-se o Distrito Federal, que apresentou o maior valor médio durante o período, ultrapassando 0,59 em anos como 2017, e Sergipe, que alcançou 0,581 em 2019.

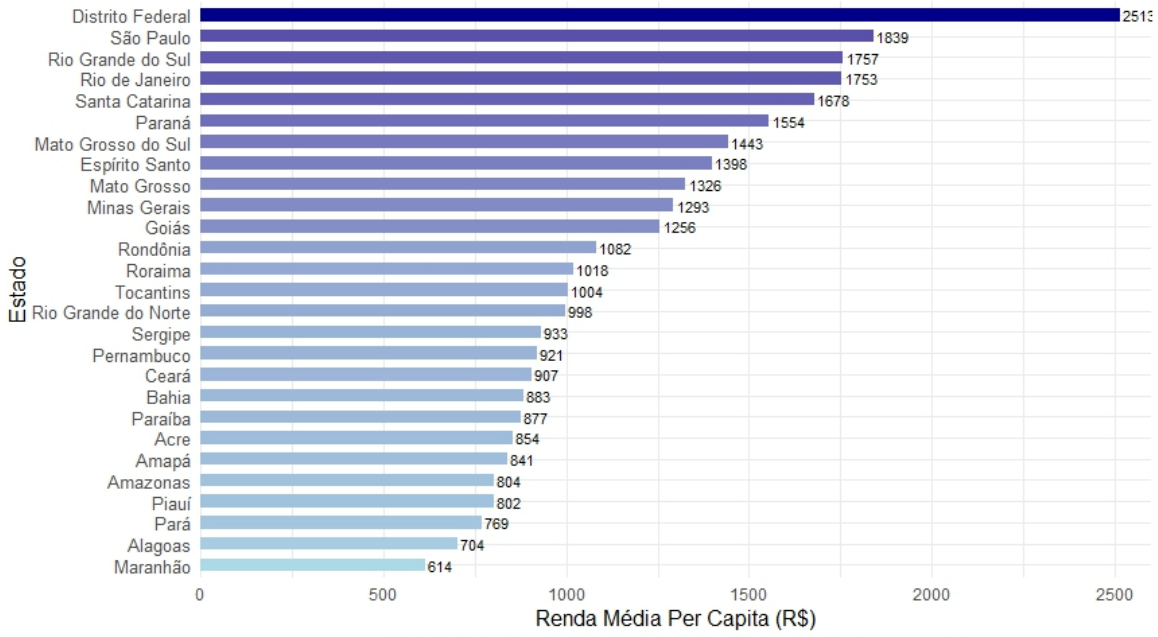
Esses números refletem desafios estruturais relacionados à concentração de renda e ao acesso desigual a oportunidades econômicas, reforçando a vulnerabilidade social em algumas dessas unidades federativas. Pernambuco e Amazonas também se destacam como estados com índices consistentemente elevados, com médias próximas ou superiores a 0,56 em alguns anos, evidenciando as persistentes desigualdades em regiões do Norte e do Nordeste.

Em contraste, estados como Santa Catarina e Paraná registraram os menores índices médios de desigualdade no período analisado. Santa Catarina, em particular, apresentou os valores mais baixos, atingindo um índice de 0,408 em 2014 e uma média geral inferior a 0,43, o que destaca sua posição como a unidade federativa com menor concentração de renda no Brasil. O Paraná também obteve índices relativamente baixos, com valores próximos a 0,46 em grande parte do período.

Contudo, ainda que Santa Catarina e Paraná apresentem menores índices de desigualdade dentro de suas respectivas regiões, quando comparados ao restante do país, especialmente com estados das regiões Norte e Nordeste, essas unidades federativas ainda refletem um padrão de desigualdade persistente em escala nacional. Essa realidade ressalta que, embora existam diferenças na concentração de renda entre os estados, as disparidades regionais seguem sendo um desafio estrutural no Brasil.

A desigualdade entre as regiões brasileiras também se reflete na renda per capita, que apresenta variações significativas entre os estados. Em 2019, último ano da série de dados analisada neste trabalho, o Distrito Federal registrou a maior renda per capita do país, com R$ 2.513, enquanto estados como o Maranhão tiveram valores muito inferiores, como R$ 614. Santa Catarina (R$ 1.678) e Paraná (R$ 1.554) continuam entre os estados com as rendas mais elevadas, enquanto Sergipe (R$ 933) e Amazonas (R$ 804) ilustram a realidade econômica mais desafiadora das regiões Norte e Nordeste. O Gráfico 07 apresenta essas diferenças de maneira comparativa, reforçando as desigualdades regionais:

Gráfico 07 – Renda média per capita por Estado em 2019



FONTE: Elaboração própria com base nos dados da PNAD Contínua/IBGE

Conforme visto, esses resultados corroboram a persistência de um padrão de desigualdade regional no Brasil, alimentado por fatores econômicos e sociais que moldam as dinâmicas econômicas de cada estado. A disparidade na renda per capita, por exemplo, reflete desafios os estruturais que favorecem regiões mais desenvolvidas em detrimento das demais. Ainda que estados como Santa Catarina e Paraná tenham demonstrado melhores resultados, a desigualdade permanece evidente quando comparados a estados como o Distrito Federal, evidenciando a necessidade de políticas públicas que promovam melhores oportunidades econômicas.

Sendo assim, o retrato das desigualdades socioeconômicas regionais no Brasil, examinado neste capítulo, evidencia um desafio estrutural contínuo que afeta diretamente as condições de vida da população e a dinâmica econômica do país. As discrepâncias em indicadores como desemprego, investimentos em segurança, educação e renda per capita destacam a necessidade urgente de políticas públicas aptas a promover um desenvolvimento nacional mais equilibrado e sustentável.

3. REVISÃO DA LITERATURA

Ao longo dos anos, a evolução dos estudos empíricos em economia do crime foi favorecida pela disponibilidade crescente de bases de dados cada vez mais detalhadas, o que permitiu análises mais sofisticadas com a inclusão de novas variáveis. Assim, o que se percebe

com a análise dos trabalhos publicados ao longo dos anos é que os pesquisadores têm continuamente refinado os modelos originais propostos, ajustando-os às realidades contemporâneas e às particularidades locais dos fenômenos criminosos. Atualmente, boa parte das pesquisas nessa área busca testar e validar as hipóteses criadas por Becker, empregando métodos econométricos para explorar a relação entre variáveis socioeconômicas e o comportamento criminal.

Portanto, os resultados apresentados nos estudos revisados no presente capítulo apontam para a importância de se considerar tanto fatores econômicos quanto sociais na análise do crime, ressaltando a influência de variáveis como desemprego, desigualdade de renda e educação. Em resumo, este capítulo destaca a relevância de uma abordagem ampla para entender o fenômeno da criminalidade, evidenciando que, embora o crime tenha raízes locais, há tendências globais que atravessam fronteiras e precisam ser levadas em conta no estudo da economia do crime.

Por fim, para compor o presente capítulo, foram selecionados cinco estudos realizados no Brasil e cinco no cenário internacional, com o objetivo de fornecer uma visão diversificada sobre a economia do crime. Ressalta-se que não há a pretensão de esgotar o tema ou realizar uma análise bibliométrica abrangente, mas sim de oferecer ao leitor as informações essenciais que fundamentam o objetivo final deste trabalho. Os estudos foram escolhidos de fontes variadas, cada um contribuindo de forma única para a compreensão dos fatores socioeconômicos que moldam as dinâmicas criminais.

3.3.1. Economia do Crime no Brasil

Este capítulo apresenta uma análise dos estudos publicados sobre a economia do crime no Brasil, destacando as diferentes abordagens metodológicas e os resultados encontrados em investigações empíricas. Ao reunir esses estudos, busca-se oferecer um panorama abrangente das contribuições acadêmicas para o entendimento da dinâmica da economia do crime no contexto brasileiro.

O estudo de Lemos et al. (2005) analisou as causas socioeconômicas da criminalidade em Aracaju, buscando identificar os principais fatores que influenciam os crimes na cidade. A pesquisa combinou uma abordagem teórica com a análise de dados primários e secundários, visando um diagnóstico detalhado sobre o fenômeno criminal no município.

A metodologia adotada dividiu a análise em duas categorias: crimes contra o patrimônio e homicídios. Para cada categoria, os pesquisadores calcularam taxas específicas

como variáveis dependentes. Os crimes contra o patrimônio incluíram delitos como roubos, furtos, estelionato e latrocínio, enquanto a taxa de homicídios serviu como proxy para crimes contra a pessoa, abrangendo homicídios culposos, dolosos e tentativas de homicídio. Os dados analisados foram obtidos junto à Polícia Civil de Sergipe, referentes ao primeiro semestre de 2002, e reorganizados para compatibilização com os bairros censitários de Aracaju. As taxas de criminalidade foram calculadas com base no número absoluto de ocorrências em cada bairro, ajustadas para uma base de 10.000 habitantes, permitindo comparações entre as diferentes áreas da cidade.

Os autores utilizaram a regressão *stepwise* para selecionar as variáveis mais relevantes e evitar distorções no modelo. O estudo revelou que os crimes contra o patrimônio tiveram uma alta capacidade explicativa, com cerca de 90% das variações sendo esclarecidas por fatores como concentração de renda, infraestrutura dos bairros, baixa densidade demográfica e menor participação de jovens. Os resultados indicam que os fatores que influenciam a criminalidade patrimonial em cidades de médio porte, como Aracaju, podem diferir dos de grandes centros urbanos. Já o modelo para homicídios não teve o mesmo êxito, devido a dificuldades na variável dependente, ressaltando os desafios na análise desse tipo de crime.

Outro estudo significativo na área, realizado por Kim et al. (2009), analisou o papel das mulheres na criminalidade a partir de entrevistas com 143 presidiárias do Presídio Feminino de Brasília, representando 40,97% da população carcerária da instituição. O questionário abordou fatores como tipo de crime, características individuais e sociais, duração da pena e religião, focando no período anterior ao encarceramento. A metodologia incluiu estatística descritiva e um modelo econométrico de análise discriminante, que classificou as detentas em quatro grupos conforme os crimes cometidos. Os resultados indicaram que 70,8% das presas foram corretamente alocadas, demonstrando uma forte correlação entre condições socioeconômicas e tipos de crime.

Os resultados encontrados no referido estudo indicaram uma correlação significativa entre as condições socioeconômicas e os tipos de crimes cometidos. A análise discriminante demonstrou que 70,8% das detentas foram corretamente classificadas em seus respectivos grupos, o que reforçou a importância dos fatores sociais e econômicos como condicionantes da atividade criminosa. Ainda, o estudo revelou que a baixa renda, as condições precárias de desenvolvimento social e profissional, e o ambiente social exercem uma influência significativa na probabilidade de envolvimento das mulheres em atividades criminosas. Além disso, os resultados sugerem que o ambiente externo à família, incluindo atividades de lazer e a

influência de colegas, desempenha um papel importante na formação do comportamento criminoso.

Em outro estudo, uma pesquisa conduzida por Resende e Andrade (2011) analisou a relação entre desigualdade de renda e criminalidade em grandes municípios brasileiros, analisando fatores como índice de Gini, níveis de pobreza e estrutura familiar. O foco principal foi a influência desses aspectos em crimes contra a propriedade e contra a pessoa, utilizando dados exclusivos da Secretaria Nacional de Segurança Pública sobre municípios com mais de 100 mil habitantes. A pesquisa adotou uma abordagem quantitativa, aplicando análises de regressão para explorar as correlações entre desigualdade, pobreza e taxas de criminalidade. Além disso, os crimes foram desagregados por tipo, permitindo identificar padrões específicos e a influência de variáveis socioeconômicas sobre diferentes categorias criminais.

Os resultados encontrados pelos autores indicaram um padrão de influência da desigualdade de renda sobre os indicadores de criminalidade. No caso dos crimes contra a propriedade, como furtos e roubos de carros e cargas, os modelos empíricos indicaram a desigualdade de renda como um dos principais fatores na dinâmica das infrações em municípios com população superior a 100.000 habitantes. No entanto, no caso dos crimes contra a vida ou contra a pessoa, a desigualdade desempenhou um papel mais ambíguo no estudo, sendo influente em casos de homicídios, mas menos significativa em crimes como estupro, lesão corporal e tentativa de homicídio.

Adicionalmente, os autores observaram que níveis mais altos de pobreza estavam associados a menores taxas de criminalidade, o que contraria algumas expectativas teóricas. Além disso, fatores como estrutura familiar e nível educacional mostraram uma correlação positiva com as taxas de criminalidade, sugerindo que esses aspectos podem influenciar o comportamento criminoso. Por fim, os autores concluíram o estudo destacando que quatro em cada cinco crimes registrados são contra a propriedade, sublinhando a importância da desigualdade de renda como um determinante central do crime urbano no Brasil.

Um estudo promovido por Fernandes Junior et. al. (2017) buscou o impacto dos investimentos públicos em segurança e assistência social, além de fatores socioeconômicos, sobre as taxas de criminalidade nos 27 estados brasileiros entre 2004 e 2012. Utilizando um modelo de regressão linear com dados em painel, a pesquisa investigou como escolaridade, desigualdade de renda, pobreza e desemprego influenciam a dinâmica do crime no país.

Os resultados indicaram que maiores níveis de escolaridade estão associados a menores taxas de homicídios, sugerindo que a educação reduz a propensão ao crime ao

aumentar o custo moral e oferecer melhores oportunidades. A desigualdade de renda também demonstrou uma relação positiva com a criminalidade, reforçando a tese de que uma maior concentração de renda pode elevar os índices de crimes. Entretanto, a taxa de pobreza, embora significativa, teve um impacto negativo, contrariando a ideia de que maior pobreza necessariamente resulta em mais criminalidade.

Já o desemprego apresentou correlação positiva com o crime, indicando que a falta de oportunidades pode aumentar o incentivo para atividades ilícitas. No que se refere aos gastos públicos, o estudo concluiu que investimentos em segurança, defesa social e assistência social não tiveram impacto estatisticamente significativo na redução da criminalidade. Esse resultado sugere possíveis falhas na aplicação dos recursos ou a necessidade de estratégias mais eficientes para que as políticas públicas tenham um efeito mais expressivo na contenção do crime.

Por fim, uma recente pesquisa conduzida por Souza et al. (2024) analisou o impacto de fatores fiscais e socioeconômicos nas taxas de homicídio nos estados brasileiros entre 2015 e 2019, com ênfase nas transferências voluntárias da União para órgãos de segurança pública estaduais. A pesquisa utilizou uma abordagem descritivo-explicativa, baseada em dados do Painel de Transferências Abertas +Brasil, IPEA, IBGE e SICONFI, para examinar o efeito da mudança constitucional de 2015 e da pandemia de Covid-19 sobre a criminalidade.

Os resultados indicaram que anos de estudo tiveram uma relação negativa significativa com as taxas de homicídio, sugerindo que a educação reduz a violência. Em contrapartida, o desemprego demonstrou uma relação positiva com essas taxas. Além disso, as transferências voluntárias não vinculadas a emendas parlamentares apresentaram um impacto negativo significativo sobre os homicídios, enquanto os gastos com segurança pública e a gestão fiscal não mostraram efeito estatisticamente relevante. A pesquisa conclui que fatores socioeconômicos, como educação e desemprego, exercem influência significativa sobre as taxas de homicídio. Além disso, introduz o Indicador de Gestão Fiscal Estadual (IGFE) como uma nova métrica para avaliar a saúde fiscal dos estados, embora ressalte a necessidade de aprofundar a análise sobre a eficácia das transferências federais em comparação com os recursos estaduais.

Em conclusão, os estudos revisados no presente capítulo evidenciam que a criminalidade no Brasil é influenciada por uma combinação de fatores socioeconômicos, institucionais e regionais. Observou-se que a desigualdade de renda, o acesso à educação, a estrutura familiar e as condições sociais surgem como variáveis essenciais na determinação das taxas de crimes, especialmente em áreas urbanas. Apesar das diferenças nas abordagens

metodológicas, os resultados convergem ao apontar que políticas públicas voltadas para a redução da desigualdade e o fortalecimento do capital humano podem ter impactos significativos na redução da criminalidade.

3.3.2. Economia do Crime no Cenário Internacional

O estudo da economia do crime no cenário internacional tem se desenvolvido ao longo das últimas décadas com ênfase em diferentes abordagens para entender as causas e consequências da criminalidade em diversos contextos sociais e econômicos. Pesquisas em diferentes países buscaram avaliar o impacto de fatores como desemprego, desigualdade de renda, políticas de punição e condições do mercado de trabalho sobre a dinâmica criminal.

Assim, este capítulo revisa algumas das importantes contribuições acadêmicas que oferecem perspectivas teóricas e empíricas sobre o tema, explorando como variáveis econômicas e institucionais moldam as taxas de criminalidade ao redor do mundo.

O estudo de Myers (1983) analisou o impacto das oportunidades de emprego na redução da reincidência criminal, contrastando seus achados com a abordagem tradicional de Ann Dryden Witte, que enfatizava a severidade e a certeza da punição como fatores centrais no controle do crime. A pesquisa utilizou duas amostras de ex-presidiários: uma composta por liberados do sistema federal em 1972 e outra por reincidentes em crimes contra o patrimônio libertados em Maryland entre 1971 e 1972.

Os resultados mostraram que o impacto da severidade e da certeza da punição variou entre as amostras analisadas. Na amostra federal, a severidade teve um efeito fraco, enquanto a certeza da punição apresentou correlação positiva com a reincidência, sugerindo que punições mais previsíveis não necessariamente reduzem o crime. Já na amostra de Baltimore, nenhum dos dois fatores apresentou impacto significativo. Em contrapartida, melhores oportunidades de emprego, incluindo salários mais altos e maior experiência profissional, reduziram a reincidência em ambas as amostras, evidenciando o papel das condições econômicas na reintegração social. Com base nesses achados, Myers (1983) conclui que políticas voltadas para a melhoria do acesso ao mercado de trabalho podem ser tão eficazes quanto – ou até mais – na redução da criminalidade, desafiando a visão tradicional que prioriza punições mais severas e certeiras como o principal mecanismo de controle do crime.

O estudo de Saha e Poole (2000) analisou a determinação de penalidades ótimas na economia do crime, buscando um equilíbrio entre dissuasão de delitos e eficiência orçamentária das agências de monitoramento. Utilizando um modelo teórico baseado na teoria dos jogos, a

pesquisa considerou a interação entre infratores e agências fiscalizadoras, explorando como diferentes níveis de penalidades afetam o cumprimento das leis e a arrecadação estatal.

Os resultados indicaram que penalidades endogenamente ajustadas ao comportamento dos infratores tendem a ser mais eficientes e menos severas do que penalidades fixadas exogenamente por um planejador social. Esse modelo dinâmico permite um equilíbrio mais eficaz entre repressão ao crime e maximização de recursos públicos, sendo especialmente relevante para delitos como evasão fiscal, infrações de trânsito e violações antitruste. Assim, Saha e Poole (2000) concluem que penalidades adaptáveis ao comportamento criminoso podem aumentar a conformidade legal e otimizar a alocação de recursos dentro do sistema de monitoramento, tornando a punição mais eficaz sem sobrecarregar o orçamento público.

Em outro estudo, Funk e Kugler (2003) trazem uma contribuição ao investigar as interações dinâmicas entre crimes de diferentes gravidades, com base na teoria das "janelas quebradas". O estudo busca entender se um aumento em crimes menores pode fomentar a ocorrência de crimes mais graves, analisando dados de séries temporais trimestrais suíças, que consideram fatores socioeconômicos como desemprego, renda per capita e pedidos de asilo político.

A metodologia empregada no estudo envolve a utilização de um modelo VAR (Vetores Autorregressivos) para examinar as interações entre três categorias de crime: furto, roubo e assalto. A pesquisa cobre o período de 1984 a 1998 e utiliza dados trimestrais sobre a aplicação da lei, medida pelas taxas de condenação para crimes menores e graves. Além disso, foram considerados fatores exógenos, como desemprego e salário real, permitindo que o estudo analisasse a relação entre condições socioeconômicas e criminalidade, utilizando também o Teste de Cointegração de Johansen para validar a robustez das relações entre as variáveis.

Os resultados do estudo indicaram que um aumento nos crimes menores, como furto, provoca um aumento subsequente em crimes mais graves, como roubo e assalto. No entanto, o efeito inverso – de crimes graves sobre crimes menores – não foi observado, sugerindo uma progressão unidirecional. Além disso, o estudo demonstrou que a aplicação mais rigorosa da lei contra crimes menores tem um efeito benéfico tanto na redução desses delitos quanto na prevenção de crimes mais graves. Fatores econômicos, como baixos níveis de desemprego e altos salários, mostraram-se associados a uma redução nas taxas de criminalidade, enquanto o aumento no número de requerentes de asilo e na renda per capita teve uma correlação com o crescimento dos crimes contra a propriedade.

Em outro estudo, Patalinghug (2011) investigou a relação entre as condições do mercado de trabalho e as taxas de criminalidade nas Filipinas, de 1970 a 2008, investigando se fatores como salários, participação na força de trabalho e renda per capita influenciam a criminalidade mais do que a taxa de desemprego. Utilizando dados nacionais em série temporal e dados regionais em painel, a pesquisa aplicou regressões de efeitos fixos para examinar essas relações, incluindo variáveis de controle, como o número de policiais.

Os resultados indicaram que salários mais altos e maior renda per capita têm um impacto significativo na redução da criminalidade, tanto em nível nacional quanto regional. A taxa de desemprego, por outro lado, mostrou-se um indicador menos consistente a longo prazo, enquanto o número de policiais, embora com efeito dissuasório esperado, não apresentou significância estatística. Dessa forma, Patalinghug (2011) conclui que políticas que promovam melhores salários e qualidade no emprego podem ser mais eficazes na redução da criminalidade do que intervenções focadas apenas no combate ao desemprego, sugerindo um novo direcionamento para as políticas públicas de segurança.

Por fim, o estudo de Cook e Taylor (2019) examinou o impacto das leis de prisão obrigatória na violência doméstica nos Estados Unidos, especialmente em períodos de estresse econômico. Utilizando dados do National Incident-Based Reporting System (NIBRS) de 2000 a 2015, os autores examinaram como essas políticas interagem com taxas de desemprego em diferentes condados, aplicando modelos de contagem binomial negativa e efeitos fixos para comparar estados com e sem essas leis.

Os resultados indicaram que a eficácia das leis de prisão obrigatória na redução da intimidação se torna mais perceptível quando o desemprego atinge níveis moderados (acima de 4,75%), mas se estabiliza quando ultrapassa 8,5%, sugerindo que, em crises econômicas graves, seu efeito é limitado. Já em casos de agressão, não houve diferença significativa entre estados com ou sem essas leis, e a criminalidade aumentou conforme o desemprego crescia. Assim, Cook e Taylor (2019) concluem que, embora essas leis possam reduzir certos tipos de violência doméstica em períodos de desemprego moderado, sua eficácia diminui em crises severas, indicando a necessidade de estratégias complementares para lidar com a violência doméstica em cenários econômicos adversos.

Em conclusão, os trabalhos analisados no presente capítulo fornecem uma visão sobre a relação entre variáveis econômicas e a dinâmica criminal em diferentes países. As pesquisas indicam que políticas econômicas, como a criação de empregos e o aumento de salários, podem ser tão eficazes quanto o fortalecimento das punições no combate à criminalidade. No entanto,

como visto, os resultados variam conforme o contexto social e as condições institucionais de cada região. Isso evidencia que o estudo da economia do crime é fundamental para o desenvolvimento de políticas públicas mais eficazes e ajustadas às realidades de cada local.

4. METODOLOGIA

Este estudo utiliza dados em painel com 216 observações, abrangendo os 26 estados brasileiros e o Distrito Federal, no período de 2012 a 2019. De acordo com Santos e Kassouf (2008), o uso de dados em painel apresenta vantagens significativas para análises econômicas e empíricas da criminalidade, pois permite explorar tanto a dimensão temporal quanto a espacial dos dados.

Os dados utilizados neste estudo foram coletados de diversas fontes oficiais, abrangendo diferentes dimensões da análise. Além disso, o intervalo de 2012 a 2019 foi escolhido por ser o mais recente com dados disponíveis para as variáveis selecionadas antes das interrupções na coleta de informações causadas pela pandemia do COVID-19.

O processamento de dados, a geração de imagens, os cálculos e as análises foram realizados utilizando o software R, por meio da plataforma RStudio (https://posit.co/products/open-source/rstudio). A aplicação do modelo de Equações de Estimação Generalizadas (GEE) foi conduzida com o suporte do pacote “glmtoolbox”, publicado por Vanegas, Rondón e Paula (2023), permitindo abordar de forma eficiente a estrutura de correlação temporal presente nos dados analisados.

4.1. Modelo teórico

A Teoria Econômica do Crime surgiu a partir das contribuições de Gary Becker (1968) que, em seu trabalho seminal, argumentou que as pessoas avaliam os custos e benefícios de suas ações antes de optar por cometer um crime. Assim, ao tratar o crime como uma escolha racional, Becker estabeleceu um marco para o estudo econômico do comportamento criminoso.

Neste sentido, Pires (2015) destaca que Gary Becker se inspirou nas noções de prazer e sofrimento discutidas por Beccaria e na maximização da utilidade de Bentham, argumentando que a decisão de cometer um crime é orientada por uma análise racional de custos e benefícios. Assim, para Becker, o indivíduo racional pondera tanto os "custos" de um possível ato criminoso (como a probabilidade de ser flagrado, condenado e obrigado a cumprir pena) quanto os "benefícios", ou seja, o que ele espera ganhar com a ação. Além desses fatores, outros

elementos externos influenciam essa escolha, como o tamanho e a eficiência do aparato policial, a severidade das punições e a possibilidade de alternativas como o livramento condicional, que podem desestimular a prática criminosa.

Ainda conforme Pires (2015), Becker também identificou variáveis positivas, como educação e oportunidades de trabalho, que estimulam o indivíduo a buscar alternativas lícitas, e variáveis negativas, como a eficiência do sistema de justiça, que o dissuadem do crime. Essa abordagem levou Becker a definir um método para calcular o prejuízo social resultante do crime, juntamente com os custos públicos e privados direcionados à prevenção e à redução dessas perdas. Por exemplo, se o salário oferecido pelo mercado de trabalho for inferior aos benefícios obtidos com um crime, o indivíduo pode optar pelo risco de delinquir. A análise busca, portanto, a otimização dos recursos públicos em segurança e prevenção, promovendo uma alocação mais eficiente para reduzir os danos provocados pela criminalidade.

De acordo com Riker e Silva (2019), Gary Becker comparou o criminoso a um empresário, sugerindo que ambos agem de maneira racional ao buscar maximizar lucros em um ambiente de risco. Para Becker, o criminoso, assim como o empresário, avalia os custos e benefícios de suas ações antes de decidir cometer um crime, ponderando as possíveis vantagens em relação aos riscos de punição. Essa analogia permite uma compreensão mais profunda das motivações por trás do comportamento criminoso, tratando o crime como uma atividade econômica sob determinadas condições.

Becker (1968) destaca que, desde o início do século XX, a legislação nos países ocidentais se expandiu consideravelmente, indo além da proteção contra crimes violentos, como homicídio e roubo, para incluir uma série de outras infrações e regulamentações que afetam diversas atividades e grupos sociais. Segundo Becker, as diferenças nas probabilidades de detecção e punição, assim como a severidade das sanções, variam amplamente conforme o tipo de infração e a natureza dos infratores, o que gera desafios na formulação de políticas eficazes.

Em seu trabalho, Becker (1968) buscou responder a questões como “quantos recursos e quanta punição devem ser usados para aplicar diferentes tipos de legislação?” e “quantas ofensas devem ser permitidas e quantos infratores devem ficar impunes?”. Para ele, o objetivo da aplicação da lei deve ser minimizar a perda social causada pelo crime, alocando recursos públicos de forma eficiente entre prevenção e punição. Ele sugere ainda que essa análise pode dispensar teorias tradicionais, como a anomia ou as inadequações psicológicas, em favor de uma abordagem puramente econômica, que trata o comportamento criminoso como uma extensão da análise de escolha racional.

A estrutura do modelo teórico de Becker (1968), exposta em sua obra seminal, compreende essencialmente cinco relações comportamentais principais, que auxiliam na formulação de estratégias ideais de combate ao crime. Primeiro, há a relação entre o número de crimes cometidos e os custos resultantes dessas infrações. Em segundo lugar, considera-se a ligação entre a quantidade de crimes e as punições aplicadas. A terceira relação envolve o número de delitos, prisões e condenações em função dos gastos públicos com a polícia e o sistema judiciário. A quarta dimensão observa a conexão entre o número de condenações e os custos relacionados às prisões ou a outras formas de punição. Por fim, a quinta relação destaca a interação entre o número de infrações e os gastos privados em proteção e segurança.

As principais conclusões apresentadas no modelo teórico de Gary Becker sobre a Economia do Crime partem da ideia de que os indivíduos agem de forma racional, pesando custos e benefícios ao decidirem cometer ou não uma infração. Essa hipótese fundamental sustenta que, ao maximizar sua utilidade esperada, cada pessoa avalia a viabilidade de uma atividade criminosa em comparação com as oportunidades legais. Segundo Becker, os custos incluem não apenas as penalidades impostas pela lei e a probabilidade de prisão e condenação, mas também fatores pessoais, como crenças religiosas, ética e moralidade.

4.2. Modelo explicativo

Neste trabalho, busca-se explorar a relação entre variáveis socioeconômicas (índice de Gini, taxa de desemprego, densidade demográfica, renda média domiciliar per capita e o índice de nível de escolaridade), gastos públicos per capita em educação e segurança e as taxas de MVI nos estados brasileiros no período de 2012 a 2019. A especificação do modelo é fundamentada na literatura econômica sobre criminalidade que sugere que fatores como educação, desigualdade de renda, desemprego e densidade populacional podem influenciar diretamente as taxas de criminalidade.

O principal objetivo do modelo é identificar os impactos contemporâneos das variáveis explicativas na taxa de MVI. Nas subseções seguintes, apresenta-se as variáveis do modelo, bem como os efeitos esperados de cada variável independente na taxa de MVI e a fonte dos dados. A formulação matemática, bem como as especificidades metodológicas do modelo econométrico utilizado neste estudo, será apresentada na seção 4.5, dedicada ao modelo econométrico

4.2.1. Variável dependente

A variável dependente deste estudo é a taxa de Mortes Violentas Intencionais (MVI) por 100 mil habitantes nos estados brasileiros. Os dados foram extraídos do 18º Anuário Brasileiro de Segurança Pública (2024), publicado pelo Fórum Brasileiro de Segurança Pública.

Sobre a forma como o FBSB consolida os dados referentes às mortes violentas intencionais, conforme explicitado no Anuário, foi adotado o Protocolo de Bogotá que estabelece critérios de validade, confiabilidade e transparência na contabilização desses casos. Pelo Protocolo de Bogotá, a categoria MVI corresponde à "soma das vítimas de homicídio doloso, latrocínio, lesão corporal seguida de morte e mortes decorrentes de intervenções policiais em serviço e fora" (em alguns casos, de acordo com o anuário, essas mortes são contabilizadas dentro dos homicídios dolosos).

4.2.2. Variáveis independentes

As variáveis independentes, os efeitos esperados e a fonte dos dados estão sintetizadas na Tabela 01:

Tabela 01 – Variáveis independente, efeitos esperados e fonte de dados

Variáveis Independentes	Efeito esperado	Fonte
Gastos em Educação per capita (**gastedu**)	Negativo	Siconfi e IBGE
Gastos em Segurança Pública (g**astseg**)	Negativo	Siconfi e IBGE
Taxa de Desemprego (**txdesem**)	Positivo	IBGE
Índice de Gini (**gini**)	Positivo	IBGE
Nível de escolaridade (**nvescol**)	Negativo	IBGE
Densidade Demográfica (**dens**)	Positivo	IBGE
Renda média domiciliar per capita (**rendaper**)	Positivo	IBGE

Para garantir a comparabilidade ao longo do período analisado, as variáveis Gastos em Educação per capita (gastedu), Gastos em Segurança Pública per capita (gastseg) e Renda

Média Domiciliar per capita (rendaper) foram deflacionadas com base no Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA), a preços constantes de 2019.

Em relação à variável Nível de Escolaridade (nvescol), serão utilizados como proxy os dados de nível de escolaridade expressos em percentuais da população, obtidos por meio do sistema SIDRA do IBGE. Esses dados contemplam a distribuição populacional por estado, segmentada em diferentes níveis de instrução: 'sem instrução', 'ensino fundamental completo', 'ensino médio completo' e 'ensino superior completo'.

Para integrar essa variável ao modelo econométrico e capturar o impacto da educação sobre as taxas de criminalidade, foi elaborado um índice ponderado de escolaridade, refletindo o número médio de anos de estudo da população em cada estado. O índice ponderado foi construído atribuindo pesos aos diferentes níveis de escolaridade com base no número estimado de anos de estudo que cada nível representa. A categoria 'sem instrução' foi atribuída ao valor zero, enquanto o 'ensino fundamental completo' recebeu um peso correspondente a oito anos de estudo. Já o 'ensino médio completo' foi ponderado com 11 anos de estudo, e o 'ensino superior completo' com 15 anos. Esses pesos foram aplicados aos percentuais populacionais de cada nível de instrução, resultando em um índice que reflete o número médio de anos de estudo da população em cada estado para o período analisado.

4.3. Estatísticas Descritivas

Nesta seção, são apresentadas as estatísticas descritivas das variáveis utilizadas no modelo. O objetivo é fornecer uma visão geral para conhecimento dos dados. Para isso, são exploradas medidas como médias, medianas, desvios-padrão, coeficiente de variação, mínimos, máximos e quartis, organizados na Tabela 02:

Tabela 02 - Estatísticas descritivas das variáveis de interesse, de 2012 à 2019.

	MVI	Gastedu	Gastseg	Txdesem	Gini	Nvescol	Rendaper	Dens
Média	33,15	686,65	399,13	10,02	0,515	447,09	1149,32	73,62
Desvio Padrão	13,56	397,32	155,70	3,45	0,040	84,13	419,61	114,40
Coef. De Variação	40,91	57,86	39,09	34,44	7,892	18,81	36,50	155,39
Mínimo	8,88	226,82	24,04	2,90	0,408	297,50	562,68	2,10

1º quartil	22,62	418,42	290,97	7,62	0,487	384,15	854,67	6,71
Mediana	31,78	527,04	355,55	9,34	0,521	443,30	976,10	35,69
3º quartil	42,25	776,06	504,09	12,28	0,547	490,90	1346,81	83,57
Máximo	68,86	2706,01	794,51	20,38	0,601	703,00	2615,93	527,61

A partir da Tabela 02, observa-se que a variabilidade das variáveis é, de modo geral, moderada a baixa, com exceção da variável Densidade Demográfica, que apresenta um coeficiente de variação de 155,39%, indicando uma dispersão significativa em relação à média. Isso reflete as grandes disparidades regionais no Brasil, com estados como Roraima que apresenta baixíssima densidade demográfica, enquanto estados como São Paulo possuem densidade elevada, influenciando significativamente a média de 73,62 habitantes/km².

A variável MVI apresenta uma média de 33,15 mortes violentas intencionais por 100 mil habitantes, com desvio-padrão de 13,56, indicando uma variação considerável entre os estados brasileiros. O coeficiente de variação de 40,91% reflete uma dispersão moderada em torno da média, destacando as desigualdades regionais na incidência de violência. Os valores mínimo (8,88) e máximo (68,86) ilustram diferenças marcantes entre os estados, sendo importante compreender os fatores e contextos que explicam essas variações extremas.

Conforme discutido no capítulo 2.1 do presente trabalho, a variação entre os valores extremos da taxa de MVI reflete desigualdades regionais significativas. Estados como Roraima e Alagoas registraram algumas das maiores taxas, com destaque para os 68,86 óbitos por 100 mil habitantes em Alagoas em 2012, enquanto São Paulo alcançou a menor taxa, de 8,88 em 2019, em uma tendência de redução contínua. Esses valores extremos estão associados a fatores como a expansão de facções criminosas, atividades ilícitas e desigualdades estruturais em regiões mais vulneráveis, enquanto estados com políticas de segurança pública estruturadas apresentam melhores resultados. Essas diferenças ilustram os desafios regionais mencionados.

Já o Índice de Gini, que mede a desigualdade de renda, apresenta uma das menores variações, com coeficiente de variação de apenas 7,89%. Essa estabilidade sugere que a desigualdade de renda se mantém em níveis relativamente próximos nos estados brasileiros ao longo do período analisado. O índice apresenta uma média de 0,515, com valores variando entre 0,408 e 0,601. As características do Índice de Gini nos estados brasileiros podem ser observadas na Figura 2 do capítulo 2.2 e parágrafos subsequentes.

Os gastos per capita com educação (Gastedu) e segurança pública (Gastseg) apresentam coeficientes de variação moderados, 57,86% e 39,09%, respectivamente, refletindo diferenças significativas no investimento realizado pelos estados. Esses dados mostram disparidades expressivas, como por exemplo, o caso do Maranhão, que iniciou o período analisado com R$ 371,01 per capita em educação, enquanto o Distrito Federal liderou em 2015, com R$ 2.706,01. De forma semelhante, os gastos em segurança pública também variaram amplamente, com o Amapá registrando apenas R$ 61,80 em 2012 e alcançando R$ 695,76 em 2015. Essas diferenças reforçam a necessidade de políticas públicas que promovam maior equidade nos investimentos entre as unidades federativas.

4.4. Correlação entre as variáveis

Neste capítulo, antes de adentrar no modelo econométrico, busca-se compreender as associações iniciais entre as variáveis selecionadas para o estudo, com o objetivo de identificar padrões de relação linear e potenciais problemas, como a multicolinearidade, que poderão influenciar as análises econométricas subsequentes.

Para obter uma visão inicial da relação entre as variáveis independentes e a variável dependente deste estudo, foram calculados os coeficientes de correlação linear de Pearson, que avalia o grau de relação linear entre duas variáveis quantitativas, variando entre -1 e 1. Valores próximos a 0 indicam ausência de relação linear, enquanto valores negativos ou positivos indicam relação inversa ou direta, respectivamente. O coeficiente de correlação de Pearson, representado por r, é calculado pela fórmula:

$$r_{Pearson} = \frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})(y_i-\bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^{n}(y_i-\bar{y})^2}} \quad (1)$$

É importante, no entanto, observar que a correlação de Pearson não implica causalidade, servindo apenas como uma análise preliminar da associação entre as variáveis. Os resultados desses cálculos, que fornecem uma medida preliminar da força e direção da associação entre as variáveis, estão apresentados na Tabela 03, ressaltando-se que essa análise preliminar será aprofundada nos capítulos subsequentes por meio de abordagens estatísticas que permitam examinar as relações causais entre as variáveis estudadas.

Tabela 03 – Matriz de Correlação entre as Variáveis

Variáveis	MVI	gastedu	gastseg	txdesem	gini	nvescol	rendaper	dens
MVI	1,000	-0,190	0,027	0,404	0,323	-0,412	-0,476	-0,093
Gastedu	----------	1,000	0,256	-0,024	0,228	0,405	0,419	0,271
Gastseg	----------	----------	1,000	-0,032	-0,098	0,135	0,020	-0,117
Txdesem	----------	----------	----------	1,000	0,632	0,013	-0,274	0,129
Gini	----------	----------	----------	----------	1,000	-0,047	-0,170	0,291
Nvescol	----------	----------	----------	----------	----------	1,000	0,872	0,640
Rendaper	----------	----------	----------	----------	----------	----------	1,000	0,676
Dens	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	1,000

Inicialmente, observa-se que a variável MVI apresenta uma correlação fraca e negativa com os Gastos em Educação (r = -0,190), sugerindo que maiores investimentos educacionais podem estar associados a menores taxas de crimes violentos. Embora essa relação negativa seja aparente, a literatura enfatiza que os efeitos da educação na redução da criminalidade geralmente se manifestam no longo prazo, como apontado por Léia Becker e Kassouf (2017) e Fochezatto et al. (2021).

Por outro lado, a correlação fraca e positiva entre os Gastos em Segurança Pública e a MVI (r = 0,027) sugere que o volume total investido pode não ser suficiente para reduzir a criminalidade. Nesse contexto, fatores qualitativos, como a eficiência na alocação de recursos e estratégias de policiamento, desempenham um papel tão importante quanto os valores absolutos gastos.

A MVI apresenta uma correlação moderada baixa e positiva com o Índice de Gini (r = 0,323), sugerindo que maiores níveis de desigualdade de renda estão associados a um aumento na violência. Essa relação reforça a hipótese de que a desigualdade econômica contribui para a intensificação das tensões sociais, especialmente em regiões onde as oportunidades educacionais e de emprego são limitadas, como destacado por Kume (2004).

De forma semelhante, a correlação moderada e positiva entre a Taxa de Desemprego e a MVI (r = 0,404) está alinhada à literatura, como no trabalho de Ehrlich (1973), que associa o desemprego prolongado à redução de renda e ao aumento da propensão para atividades

ilícitas. Essas relações evidenciam a importância de políticas públicas que combinem estratégias de redução da desigualdade com estímulos ao emprego para mitigar os índices de violência.

Já as variáveis Nível de Escolaridade ($r = -0{,}412$) e Renda Domiciliar per capita ($r = -0{,}476$) exibem uma correlação moderada e negativa com a MVI, indicando que o aumento desses indicadores tende a reduzir as taxas de crimes violentos. A educação, em particular, atua como um fator protetor ao aumentar o custo de oportunidade do crime, conforme discutido por Becker (1968). Indivíduos com maior nível de instrução acessam melhores oportunidades no mercado de trabalho, diminuindo a atratividade das atividades criminosas. De maneira complementar, a correlação negativa com a renda domiciliar reflete a importância de condições econômicas favoráveis para a redução da criminalidade, corroborando os achados de Loureiro e Carvalho Jr. (2007).

Por fim, a variável Densidade Demográfica ($r = -0{,}093$) apresentou correlação fraca com a MVI, sugerindo uma relação insignificante ou inexistente. Apesar disso, a literatura sugere que o impacto da densidade populacional pode variar dependendo do contexto urbano ou rural, como será discutido posteriormente.

Os padrões de correlação observados refletem as disparidades regionais do Brasil, onde fatores socioeconômicos e estruturais interagem de maneiras distintas. Com efeito, esses resultados reforçam a necessidade de políticas específicas para diferentes contextos regionais, visando atacar as raízes da criminalidade de forma mais eficaz.

Ainda com base na Tabela 03, verifica-se que o Nível de Escolaridade apresenta uma correlação muito forte com a Renda per capita ($r = 0{,}872$), o que pode gerar problemas de multicolinearidade ao incluir ambas no modelo econométrico. Esse fenômeno ocorre quando variáveis explicativas estão fortemente relacionadas, dificultando a identificação dos efeitos individuais de cada uma na variável dependente. Além disso, correlações moderadas também foram observadas entre Desemprego e Índice de Gini ($r = 0{,}632$), e entre Densidade e Renda per capita ($r = 0{,}676$), o que reforça a necessidade de tratar a multicolinearidade com cuidado para evitar vieses nas estimativas dos coeficientes.

Conforme discutido por Gujarati e Porter (2009), a multicolinearidade pode gerar problemas como coeficientes instáveis, sinais inesperados e ampliação dos erros padrão, dificultando a interpretação dos resultados econométricos. Quando há alta colinearidade entre variáveis explicativas, torna-se difícil isolar os efeitos individuais de cada uma na variável dependente, o que pode levar a conclusões enviesadas ou inconsistentes. Segundo os referidos

autores mencionados, uma das razões para a ocorrência de multicolinearidade em dados de séries temporais é que os regressores incluídos no modelo podem apresentar uma tendência comum, aumentando ou diminuindo ao longo do tempo.

Para lidar com o problema da multicolinearidade, será adotado o procedimento *backward* na construção do modelo final que, segundo Draper e Smith (1998), consiste na exclusão gradual de variáveis com base no valor de significância estatística (p-valor), mantendo no modelo apenas aquelas que apresentaram maior relevância para explicar a variável dependente. Segundo os referidos autores, esse método é particularmente útil em modelos com múltiplos regressores, pois ajuda a reduzir a redundância entre variáveis e a melhorar a precisão das estimativas. Entretanto, as variáveis Gastos em Educação e Gastos em Segurança Pública serão mantidas em todos os modelos deste trabalho, mesmo se não apresentarem significância estatística ao nível de 5%, tendo em vista o foco do tema central.

Por fim, é importante ressaltar quanto a possibilidade de dependência temporal. Sobre essa questão, de acordo com Léia Becker e Kassouf (2017), o comportamento criminoso também apresenta características semelhantes a outras atividades humanas, nas quais os indivíduos acumulam experiência ao longo do tempo. Esse processo de aprendizagem contínua pode levar a ganhos de eficiência nas práticas criminosas, funcionando como uma espécie de "aprender fazendo" no contexto do crime. Tal dinâmica contribui para a persistência da criminalidade de um período para o outro, caracterizando o chamado “efeito inércia” do crime.

Segundo as autoras supramencionadas, alguns estudos na literatura nacional têm evidenciado a presença desse fenômeno, com coeficientes de autocorrelação estimados variando entre 0,4 e 0,8, dependendo dos dados e das metodologias empregadas, como por exemplo, Andrade e Lisboa (2000), Kume, (2004) Santos (2009) e Sachsida et al. (2010).

Sendo assim, para este trabalho, foi calculada a autocorrelação amostral da variável MVI com defasagem de um ano, utilizando o coeficiente de correlação de Pearson. O coeficiente amostral de autocorrelação foi de 0,77, indicando uma forte autocorrelação positiva, sugerindo que, no intervalo de tempo dos dados do presente estudo, o número de mortes violentas intencionais em um ano para uma determinada unidade da federação está altamente relacionado com o número registrado no ano anterior.

Portanto, a autocorrelação identificada será incorporada na modelagem econométrica apresentada nos capítulos seguintes, proporcionando maior precisão na análise dos determinantes da criminalidade. Assim, o efeito inércia será capturado de forma indireta neste trabalho, por meio da estrutura autorregressiva AR(1), que ajusta os dados considerando a

dependência temporal entre as observações. No entanto, essa abordagem não inclui de forma direta a variável dependente defasada como uma das variáveis independentes, o que impede a quantificação direta do efeito inércia.

Dessa forma, a estrutura AR(1) reconhece a presença de dependência temporal nos erros do modelo e ajusta as estimativas dos coeficientes das variáveis independentes, evitando que a autocorrelação dos erros distorça os resultados. A especificação da estrutura de correlação será abordada no capítulo referente ao modelo econométrico.

4.5. Modelo econométrico

Tendo em vista as características apresentadas pelos dados obtidos para o presente trabalho, este estudo utiliza os modelos de Equações de Estimação Generalizadas (GEE), desenvolvidos por Liang e Zeger (1986), modelo recomendado para analisar dados com estrutura de dependência temporal, como em estudos longitudinais ou com dados em painel.

4.5.1. Equação a ser estimada

No geral, os modelos de equações de estimação generalizadas possuem a seguinte estrutura para a média da variável resposta:

$$g(\mu_{it}) = \beta_0 + \beta_1 X_{1it} + \beta_2 X_{2it} + \cdots + \beta_k X_{kit} + \epsilon_{it} \quad (2)$$

onde:

- $g(\mu_{it})$ representa a função de ligação que transforma a média condicional da variável dependente;
- μ_{it} é a média condicional da variável resposta Y_{it}, que representa o número de mortes violentas intencionais (MVI) na unidade i no tempo t;
- X_{1it}, X_{2it}, ..., X_{kit} são as variáveis independentes que afetam a criminalidade, incluindo fatores socioeconômicos e institucionais;
- β_0 é o intercepto do modelo;
- β_k são os coeficientes das variáveis explicativas a serem estimados;
- ϵ_{it} representa o termo de erro, assumindo uma estrutura de correlação AR(1).

4.5.2. Descrição das Variáveis no modelo econométrico

A seguir, as variáveis utilizadas no modelo econométrico são descritas:

1. **Variável dependente:**

- Y_{it}: Número de mortes violentas intencionais (MVI) por 100 mil habitantes na unidade i no tempo t.

2. **Variáveis independentes:**

- X_{1it}: Gastos em Educação per capita (gastedu) na unidade i no tempo t;
- X_{2it}: Gastos em Segurança per capita (gastseg) na unidade i no tempo t;
- X_{3it}: Taxa de Desemprego (txdesem) na unidade i no tempo t;
- X_{4it}: Índice de Gini (gini) na unidade i no tempo t;
- X_{5it}: Nível de escolaridade (nvescol) na unidade i no tempo t;
- X_{6it}: Densidade Demográfica (dens) na unidade i no tempo t;
- X_{7it}: Renda média domiciliar per capita (rendaper).

4.5.3. Especificação da Estrutura de Correlação

Por ser uma das principais características dos modelos de equações de estimação generalizadas a possibilidade de modelar a dependência entre as observações dentro de unidades de amostra ou grupos, o modelo precisa especificar a estrutura de correlação. A matriz de correlação é utilizada para especificar essa estrutura de correlação, sendo utilizada para obter os ajustes das estimativas dos parâmetros. Diferentes estruturas dessa matriz podem levar a diferentes estimativas dos coeficientes de correlação e diferentes interpretações dos modelos, sendo crucial a correta especificação dessa matriz.

A especificação autorregressiva AR(1) considera que o valor atual da variável dependente está relacionado ao seu valor no período anterior. Essa abordagem é especialmente útil em dados de séries temporais ou painéis com estrutura temporal, pois captura a dependência temporal presente em muitos fenômenos. De acordo com Wooldridge (2010), o uso de AR(1) é essencial para lidar com a persistência temporal nos dados, evitando que os coeficientes das variáveis independentes sejam enviesados devido à correlação entre os erros ao longo do tempo.

A estrutura de correlação adotada no modelo é do tipo autorregressiva de primeira ordem (AR(1)), cuja matriz de correlação é dada por:

$$\begin{bmatrix} 1 & \rho & \rho^2 & \cdots & \rho^{m-1} \\ \rho & 1 & \rho & \cdots & 0 \\ \rho^2 & \rho & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho^{m-1} & \rho^{m-2} & \rho^{m-3} & \cdots & 1 \end{bmatrix}_{m \times m} \quad (3)$$

onde ρ é o coeficiente de autocorrelação estimado.

5. ANÁLISE DE RESULTADOS

Neste capítulo, iniciaremos com a construção de um modelo inicial que será escolhido entre um dos modelos A, B ou C, conforme demonstrado na Tabela 04. Na sequência, serão elaborados dois modelos finais elaborados a partir do modelo inicial, denominados Modelo Final 1 e Modelo Final 2.

Partimos da hipótese de que as variáveis Gastos em Educação, Gastos em Segurança Pública, Desemprego, Índice de Gini, Nível de Escolaridade, Renda per capita e Densidade Demográfica influenciam a média da variável dependente MVI. Para investigar essa relação, foram ajustados modelos de Equações de Estimação Generalizadas (GEE), utilizando a função de ligação identidade e assumindo, inicialmente, variância constante para a variável resposta.

Com o objetivo de determinar a estrutura de correlação mais adequada para os dados, foram especificados três modelos iniciais, cada um adotando uma estrutura de correlação distinta. Os modelos foram comparados a partir dos critérios de informação[1] CIC, QIC, RJC, AGPC e SGPC, cujos valores são apresentados na Tabela 04:

Tabela 04 - Critérios de informação para diferentes estruturas de correlação

	Estrutura de Correlação	CIC	QIC	RJC	AGPC	SGPC
Modelo A	Independente	19,64	247,28	8,91	1644,00	1650,53
Modelo B	Autorregressiva(1)	18,07	244,13	2,09	1472,40	1477,62
Modelo C	Autorregressiva(2)	19,32	246,63	4,22	1473,20	1480,93

Segundo Vanegas et al. (2023), busca-se um modelo que apresente os menores valores para os critérios de informação, garantindo a escolha mais adequada para os dados obtidos para este trabalho. Na tabela 04, verifica-se que o Modelo B, que adota uma estrutura de correlação autorregressiva de ordem 1 (AR(1)), apresentou os menores valores para a maioria dos critérios, como CIC, QIC que são amplamente utilizados para comparação de modelos. Isso indica que o Modelo B proporciona o melhor ajuste aos dados em relação às demais estruturas testadas.

[1] QIC: Critério de quase-verossimilhança sob o modelo de independência (Pan, 2001); CIC: Critério de informação de correlação (Hin e Wang, 2009); RJC: Critério de Rotnitzky-Jewell (Hin et al., 2007); AGPC: Critério tipo-Akaike de quaseverossimilhança Gaussiana penalizada (Carey e Wang, 2011; Zhu e Zhu, 2013; Fu et al., 2018); SGPC: Critério tipo-Schwarz de quase-verossimilhança Gaussiana penalizada (Carey e Wang, 2011; Zhu e Zhu, 2013; Fu et al., 2018). Mais informações sobre os critérios de informação e suas formulas podem ser encontradas em Vanegas, Rondón, e Paula (2023).

Contudo, antes de prosseguir com a análise do Modelo B, é pertinente examinar brevemente as estimativas do Modelo A, apresentadas na Tabela 05. Vale ressaltar que, embora o Modelo A não seja o indicado, por ter apresentado os maiores valores para os critérios de informação, a análise inicial permite observar o comportamento preliminar das variáveis explicativas, quando analisadas sob a suposição de independência entre as observações:

Tabela 05 – Estimativas para o Modelo A

Variáveis	Estimativas	p-valor
Intercepto	53,5724	0,019
Gastsedu	-0,0014	0,632
Gastseg	0,0130	0,236
Txdesem	1,2650	0,001
Gini	-0.4307	0,990
Nvescol	-0,0733	0,146
Rendaper	-0,0061	0,037
Dens	0,0372	0,004
Autocorrelação	**0,000**	**-----**
R^2	**39,00%**	

Conforme apresentado na Tabela 05, verifica-se que algumas variáveis demonstraram significância estatística ao nível de 5%, enquanto outras não apresentaram efeito relevante sobre as taxas de MVI. A variável Taxa de Desemprego apresentou coeficiente positivo e estatisticamente significativo, indicando que o aumento na taxa de desemprego está associado a um crescimento das taxas de MVI, resultado que está em conformidade com as hipóteses desta pesquisa.

De maneira semelhante, a variável Densidade Demográfica apresentou coeficiente positivo significativo, sugerindo que áreas com maior concentração populacional tendem a apresentar maiores índices de criminalidade, o que também está alinhado com os efeitos esperados. Já a variável Renda Média per capita apresentou um coeficiente negativo significativo, indicando que o aumento da renda média está associado à redução das taxas de MVI.

Em contraste, as variáveis Gastos em Educação, Gastos em Segurança Pública, Nível de Escolaridade e Índice de Gini não apresentaram significância estatística, indicando que, no Modelo A, seus efeitos não foram suficientemente robustos para explicar a variação nas taxas de MVI. Cabe destacar que uma análise mais aprofundada das variáveis, com ancoragem na literatura especializada, será realizada posteriormente na discussão do Modelo B, no qual a estrutura de correlação mais adequada permitirá uma interpretação mais robusta dos efeitos das variáveis explicativas.

Assim, embora o Modelo A apresente um R^2 marginal de 39,00%, sua principal limitação reside no não tratamento da autocorrelação, conforme indicado pelo valor de autocorrelação igual a zero. Essa simplificação pode ter comprometido a eficiência das estimativas, uma vez que os dados longitudinais utilizados da variável resposta (MVI) apresentaram dependência temporal.

Nesse sentido, a escolha do Modelo B como modelo inicial, que incorpora a estrutura de correlação autorregressiva de ordem 1 (AR1), revela-se a mais apropriada para os dados analisados conforme visto na análise da Tabela 04. Portanto, procede-se à sua avaliação.

A Tabela 06 apresenta as estimativas pontuais dos parâmetros, os respectivos intervalos de confiança de 95% e os p-valores. Inicialmente, vale destacar que os p-valores apresentados na tabela foram obtidos utilizando uma matriz de variância robusta, característica fundamental dos modelos de Equações de Estimação Generalizadas (GEE).

Tabela 06 – Estimativas para o modelo inicial

Variáveis	Estimativas	Intervalo de Confiança 95%	p-valor
Intercepto	70,7940	39,5770 ~ 102,0117	<0,001
Gastsedu	-0,0041	-0,0123 ~ 0,0041	0,328
Gastseg	0,0011	-0,0155 ~ 0,0176	0,897
Txdesem	1,1713	0,4633 ~ 1,8793	0,001
Gini	-35,9022	-82,6862 ~ 10,8817	0,132
Nvescol	-0,0997	-0,1571 ~ -0,0423	<0,001
Rendaper	0,0113	-0,0064 ~ 0,0292	0,211
Dens	0,0111	-0,0298 ~ 0,0521	0,594
Autocorrelação	**0,86**	**-----**	**-----**
R^2	**19,78%**		

A equação do modelo é dada abaixo:

$$\mu_{it} = 70{,}7940 - 0{,}0041Gastedu_{it} + 0{,}0011Gastseg_{it} + 1{,}1713Txdesem_{it} - 35{,}9022Gini_{it} - 0{,}0997Nvescol_{it} + 0{,}0113Rendaper_{it} + 0{,}0111Dens_{it} + \epsilon_{it} \quad (4)$$

em que μ_{it} é a média de mortes violentas intencionais estimadas para um estado "i" em um ano "t.".

Da análise da Tabela 06, observa-se que a variável Gastos em Educação apresentou um coeficiente estimado de -0,0041, com intervalo de confiança de -0,0123 a 0,0041 e p-valor de 0,328, indicando ausência de significância estatística ao nível de 5%. O intervalo de confiança, que inclui valores negativos e positivos, reflete incerteza quanto à direção e magnitude do efeito dessa variável. Especificamente, isso significa que, com 95% de confiança, o efeito verdadeiro dos gastos em educação sobre a taxa de MVI pode variar entre uma redução de até 1,23 mortes violentas intencionais para cada incremento de R$ 100 nos gastos per capita em educação, até um pequeno aumento de 0,41 mortes.

Ainda que esta variável não tenha apresentado significância estatística, a análise teórica ancorada na literatura será realizada na construção do modelo final a seguir, considerando o objetivo central do presente trabalho em responder se há ou não impactos contemporâneos sobre as taxas de MVI.

A variável Gastos em Segurança apresentou sinal positivo, com coeficiente estimado de 0,0011, intervalo de confiança de -0,0155 a 0,0176 e p-valor de 0,897, não sendo estatisticamente significativa ao nível de 5%. O intervalo de confiança, que inclui valores negativos e positivos, sugere incerteza quanto ao efeito dessa variável sobre as taxas MVI. Especificamente, com 95% de confiança, o impacto real dos gastos em segurança pode variar entre uma redução de até 1,55 mortes violentas para cada incremento de R$ 100 nos gastos per capita em segurança, até um aumento de 1,76 mortes, indicando que os resultados não são conclusivos quanto à direção do efeito.

Apesar da ausência de significância estatística no modelo inicial, a relevância teórica dessa variável é amplamente discutida na literatura tendo em vista ser uma proxy para os efeitos dissuasórios. Conforme será visto na discussão do modelo final a seguir, a literatura aponta que a relação entre os gastos em segurança pública e a criminalidade pode ser influenciada por problemas de simultaneidade e alocação ineficiente de recursos, o que pode mascarar um efeito causal direto. Além disso, a literatura também sugere que o impacto desses gastos pode variar de acordo com a eficiência na aplicação dos recursos e as especificidades regionais.

Dessa forma, assim como a variável Gastos em Educação, a análise teórica ancorada na literatura da variável Gastos em Segurança Pública será aprofundada na construção do modelo final, ainda que não tenha apresentado significância estatística, considerando o título e objetivo deste trabalho.

A variável Taxa de Desemprego apresentou sinal positivo, com coeficiente estimado de 1,1713, intervalo de confiança de 0,4633 a 1,8793 e p-valor de 0,001, sendo estatisticamente significativa ao nível de 5%. O coeficiente positivo indica que o aumento de uma unidade percentual na taxa de desemprego está associado a um acréscimo médio de 1,17 mortes violentas intencionais por 100 mil habitantes. A precisão da estimativa é reforçada pela amplitude relativamente estreita do intervalo de confiança. Tendo em vista que esta variável apresentou significância estatística ao nível de 5%, será incluída no modelo final pelo critério *backward*.

Esse resultado está alinhado com a literatura que destaca o impacto da taxa de desemprego sobre os índices de criminalidade, como os de Sachsida et al. (2010) e Fernandes Júnior et al. (2017). Para evitar repetitividade, já que esta variável será incluída no modelo final, a análise teórica mais detalhada dessa variável será realizada na construção do modelo final, considerando seu papel central na explicação das taxas de MVI.

A variável Índice de Gini apresentou p-valor de 0,132, não sendo estatisticamente significativa ao nível de 5% no período analisado. O coeficiente estimado foi de -35,9022, com intervalo de confiança de -82,6862 a 10,8817, indicando uma ampla faixa de valores possíveis. Com 95% de confiança, o efeito verdadeiro do índice de Gini sobre as taxas de mortes violentas intencionais pode variar entre uma redução de 8,27 mortes por 100 mil habitantes para cada aumento de 0,01 no índice, até um aumento de 1,09 mortes. Essa amplitude reflete elevada incerteza quanto à direção e magnitude do efeito. O sinal negativo, por sua vez, contraria as expectativas teóricas, uma vez que se esperava uma relação positiva entre maior desigualdade de renda e aumento da criminalidade letal.

Considerando que a variável índice de Gini tenha apresentado correlação moderada alta com a variável Taxa de Desemprego (r = 0,632), conforme indicado na Tabela 03 referente à matriz de correlação entre as variáveis, bem como devido à ausência de significância estatística ao nível de 5%, essa variável será excluída do modelo final pelo critério *backward*.

Ademais, embora grande parte da literatura nacional sugira que a desigualdade de renda seja positivamente associada às taxas de crimes letais, resultados semelhantes como aos

encontrados neste trabalho também foram encontrados em estudos anteriores, indicando a complexidade dessa relação.

Resende (2007), por exemplo, concluiu que a desigualdade de renda não é uma determinante significativa dos crimes contra a vida, embora exerça influência nos crimes contra a propriedade. De forma semelhante, Loureiro e Carvalho Jr. (2007) observaram que os coeficientes da desigualdade de renda foram, em sua maioria, positivos e significativos para os crimes contra o patrimônio, mas deixaram de apresentar significância nas estimativas realizadas para os homicídios. Santos (2009) também encontrou resultado semelhante para a variável índice de Gini.

A variável Nível de Escolaridade apresentou sinal negativo, com coeficiente estimado de -0,0997, intervalo de confiança de -0,1571 a -0,0423 e p-valor de <0,001, sendo estatisticamente significativa ao nível de 5%. O coeficiente negativo indica que um aumento de 100 pontos no índice ponderado de nível de escolaridade está associado a uma redução média de 9,97 mortes violentas intencionais por 100 mil habitantes. Com 95% de confiança, o impacto verdadeiro dessa variável pode variar entre uma redução mínima de 4,23 mortes e uma redução máxima de 15,71 mortes para cada incremento de 100 pontos no índice. A estreiteza relativa desse intervalo de confiança reforça a precisão do efeito estimado. Dado que essa variável apresentou significância estatística ao nível de 5%, será incluída no modelo final pelo critério *backward*.

Esse resultado está alinhado com a literatura que destaca a relação inversa entre educação e criminalidade. Estudos como os de Léia Becker e Kassouf (2017) e Sachsida et al. (2005) apontam que a educação contribui para a redução da criminalidade ao aumentar o custo de oportunidade de atividades ilícitas. Mas, para evitar repetitividade, já que esta variável será incluída no modelo final, a análise teórica mais detalhada dessa variável será realizada na construção do modelo final, considerando seu papel central na explicação das taxas de MVI.

A variável Renda Média per capita apresentou p-valor de 0,211, não sendo estatisticamente significativa ao nível de 5%, considerando o período analisado neste trabalho. O coeficiente estimado foi positivo, mas baixo (0,0113), com intervalo de confiança de -0,0064 a 0,0292, o que reflete elevada incerteza quanto à direção e magnitude do efeito dessa variável.

Especificamente, com 95% de confiança, o impacto verdadeiro da renda per capita sobre as taxas de MVI pode variar entre uma redução de até 0,64 mortes e um aumento de até 2,92 mortes violentas intencionais para cada incremento de R$ 100 na renda média domiciliar per capita. Apesar da ausência de significância estatística, o sinal positivo encontrado no

modelo inicial B contrasta com o sinal negativo observado no Modelo A, reforçando a dificuldade em estabelecer uma relação consistente entre essa variável e a taxa de mortes violentas intencionais (MVI).

Em relação ao coeficiente para a variável renda per capita, Loureiro e Carvalho Jr. (2007), ao analisarem a relação entre renda e criminalidade, encontraram coeficientes negativos e significativos para os crimes contra o patrimônio, sugerindo que rendimentos mais elevados no mercado de trabalho legal atuam como um fator dissuasório ao crime. No entanto, os autores não identificaram a mesma relação para os homicídios, corroborando com a ausência de uma relação consistente entre renda e crimes letais.

De forma semelhante, Araújo Jr. e Fajnzylber (2001) destacam que o efeito positivo da renda sobre a taxa de homicídios foi significativo em seis das oito especificações analisadas em sua pesquisa, reforçando a relação direta entre o aumento da renda e a incidência de crimes letais em determinados contextos. Ainda, Santos (2009) e Léia Becker e Kassouf (2017) identificaram coeficientes positivos ao analisarem crimes violentos contra a vida, reforçando que o comportamento da variável renda pode diferir dependendo do tipo de crime analisado. Esses achados reforçam que, no contexto de crimes letais, maiores níveis de renda podem não atuar necessariamente como fator de redução da violência, diferentemente do que ocorre em crimes contra o patrimônio.

Ademais, considerando que a variável renda per capita apresentou uma correlação muito forte com a variável Nível de Escolaridade (r = 0,872), conforme indicado na Tabela 03 referente à matriz de correlação entre as variáveis, e devido à ausência de significância estatística ao nível de 5%, essa variável será excluída do modelo final pelo critério *backward*. A alta correlação entre renda e escolaridade pode estar gerando multicolinearidade, dificultando a identificação de seus efeitos individuais no modelo.

Já a variável Densidade Demográfica apresentou p-valor de 0,594, não sendo significativa ao nível de 5%. O coeficiente estimado foi positivo, com valor de 0,0111, e o intervalo de confiança de -0,0298 a 0,0521. Com 95% de confiança, o impacto da densidade demográfica sobre as taxas de mortes violentas intencionais pode variar entre uma redução mínima de 2,98 mortes e um aumento máximo de 5,21 mortes para cada incremento de 100 habitantes por quilômetro quadrado.

A ampla variação do intervalo de confiança indica incerteza sobre a magnitude exata do impacto, e a ausência de significância estatística sugere que o efeito da densidade demográfica não é robusto no modelo inicial. A princípio, esta variável não atende aos critérios

de inclusão no modelo final pelo critério *backward*, considerando que seu p-valor não alcançou significância estatística ao nível de 5%.

Contudo, no momento da análise do diagnóstico do modelo na Figura 03(c), referente ao Diagrama de Dispersão do Resíduo de Mahalanobis, e na Figura 05, referente à Distância de Cook por UF no modelo inicial, indicará se ajustes nos dados podem justificar a inclusão da variável densidade demográfica no modelo final, considerando sua relevância potencial para explicar as taxas de MVI.

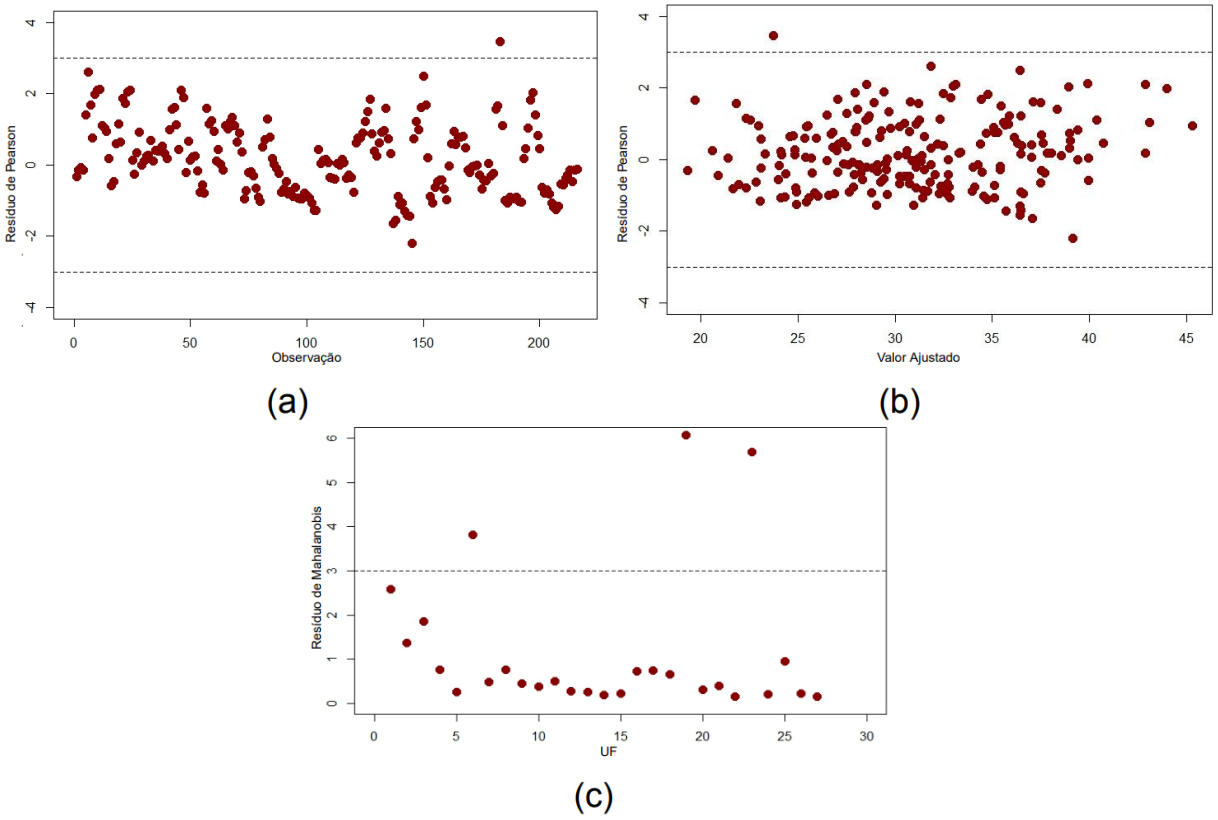
Por fim, o valor do R^2 do modelo inicial foi de 19,78%, indicando que as variáveis explicativas incluídas no modelo inicial explicam uma parcela limitada da variabilidade nas taxas de MVI. Em relação à autocorrelação estimada (0,86), esse valor refere-se ao parâmetro de correlação temporal da estrutura AR(1) especificada no modelo GEE, sugerindo uma forte persistência temporal da variável resposta.

Esse comportamento é esperado em dados longitudinais, como os utilizados neste trabalho. Ignorar essa correlação temporal, como ocorre em modelos que assumem independência entre as observações, pode levar a estimativas ineficientes e a erros padrão incorretos. A estrutura AR1, ajustada no modelo GEE, resolve esse problema ao modelar explicitamente a correlação entre observações consecutivas, corrigindo a matriz de variância-covariância. Dessa forma, vale enfatizar novamente que o modelo fornece estimativas mais robustas, confiáveis e adequadas às características específicas dos dados, garantindo que as dependências temporais sejam devidamente tratadas e que os efeitos estimados das variáveis explicativas sobre a MVI reflitam, de fato, a média populacional ajustada.

Após o ajuste do modelo, é necessário realizar o diagnóstico para avaliar a adequação das suposições adotadas e identificar possíveis observações que não foram bem representadas. A análise visual de gráficos dos resíduos é uma abordagem usual e útil, pois permite verificar a presença de padrões que possam indicar violações na especificação do modelo. Essa análise possibilita identificar problemas como variância não modelada adequadamente, a presença de outliers, ou a necessidade de revisar a escolha da estrutura de correlação.

Além disso, a análise gráfica permite detectar tendências nos resíduos que podem indicar questões como variáveis omitidas ou erros na especificação da estrutura de correlação. Gráficos de resíduos de Pearson, por exemplo, são ferramentas eficazes para avaliar visualmente a adequação do modelo e a robustez diante de possíveis violações. A ausência de padrões nos resíduos é um indicativo de que a especificação do modelo está bem ajustada às características dos dados.

Figura 03 - Diagrama de Dispersão do (a) Resíduo de Pearson por Observação; (b) Resíduo de Pearson por Valor Ajustado da Variável MVI; (c) Resíduo de Mahalanobis por UF do modelo inicial.



A partir do gráfico da Figura 03(a), percebe-se que das 216 observações, apenas um resíduo não está contido nas bandas de confiança. Essa observação refere-se ao estado de Roraima no ano de 2018, com uma taxa de 66,6 mortes violentas intencionais e um resíduo de Pearson de 3,47. O resíduo elevado indica que o modelo não ajustou bem para essa observação, possivelmente devido a características específicas do estado ou eventos excepcionais ocorridos naquele período, como um aumento abrupto de violência ou crises locais.

A observação atípica sugere que o modelo não capturou adequadamente os fatores que influenciaram a taxa de homicídios naquele contexto em específico. Estudos futuros poderiam investigar de forma mais detalhada as condições regionais e os eventos específicos desse estado e período, a fim de compreender as causas subjacentes ao comportamento observado. Entretanto, como as demais observações tiveram seus resíduos contidos nas bandas de confiança, conclui-se que o modelo teve um bom ajuste ao nível de observações.

Pelo gráfico da Figura 03(b), observa-se que os resíduos também possuem variância constante para diferentes valores ajustados da variável resposta, além de não apresentarem nenhuma tendência, indicando um bom ajuste. Os valores ajustados da variável dependente

(MVI) variam de 19,31 a 45,29, enquanto os resíduos de Pearson estão no intervalo de -2,19 a 3,47, com apenas uma observação excedendo as bandas de confiança, referente ao estado de Roraima, no ano de 2018. A referida observação, de número 183 na base de dados, apresentou Resíduo de Pearson de 3,47. Isso reforça a ideia de que estudos futuros poderiam investigar as condições regionais e os eventos específicos desse estado nesse período.

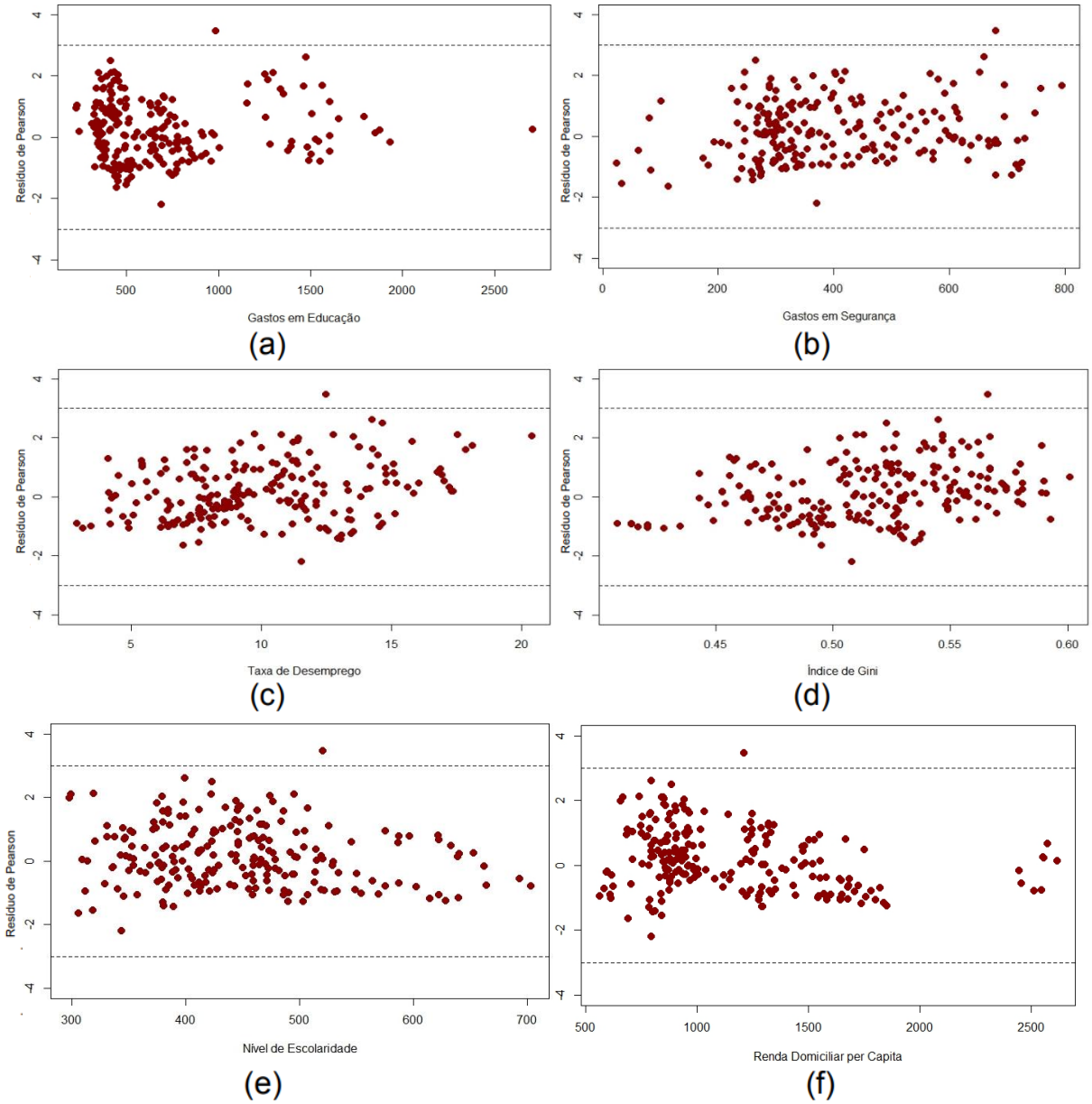
Portanto, conforme visto, os resultados apresentados da Figura 03(a) e (b) sugerem que o modelo GEE consegue representar a relação entre as variáveis explicativas e a variável dependente, refletindo bem as variações presentes nos dados sem apresentar padrões sistemáticos que comprometam as suposições de homogeneidade da variância e linearidade. Uma única observação fora das bandas não compromete a adequação geral do modelo, considerando a robustez do GEE para lidar com esse tipo de violação.

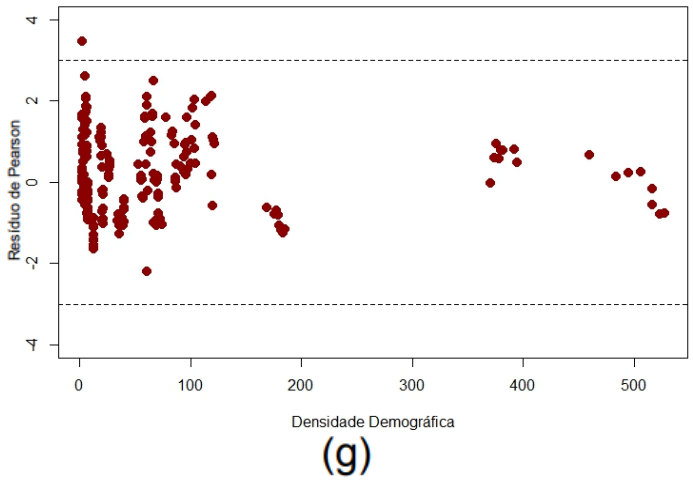
Por fim, na Figura 03(c), identificam-se três resíduos com valores acima do limite estabelecido, correspondentes aos estados do Ceará (3.82), Roraima (5.68) e Rio Grande do Norte (6.06). Esses resíduos elevados indicam que o modelo não ajustou bem os dados relativos a essas unidades federativas, sugerindo que os fatores que influenciam as taxas de mortes violentas intencionais nesses estados podem não estar sendo completamente explicados pelas variáveis incluídas no modelo.

Esses valores podem refletir características regionais específicas e eventos extremos. Neste ponto, torna-se importante reconhecer que nenhum modelo estatístico é capaz de capturar integralmente toda a complexidade inerente aos fenômenos do mundo real, especialmente em análises que envolvem variáveis socioeconômicas e regionais. Ainda assim, estudos futuros podem se beneficiar de uma análise mais aprofundada sobre as condições regionais e os fatores específicos que possam ter contribuído para os desvios observados nesses estados. Por fim, é importante destacar que o modelo GEE é robusto a pequenas violações de suposições, o que minimiza a influência dessas observações extremas nos resultados globais.

A exclusão dos estados do Rio Grande do Norte e do Ceará, que apresentaram resíduos elevados na análise de diagnóstico do Resíduo de Mahalanobis por UF, não resultou em alterações significativas nos coeficientes e p-valores das variáveis explicativas do modelo. As variáveis que eram insignificantes permaneceram insignificantes, enquanto aquelas significativas mantiveram sua significância estatística e magnitudes semelhantes. Esse resultado evidencia a robustez do modelo GEE em lidar com observações discrepantes, garantindo a estabilidade das estimativas e a confiabilidade das conclusões obtidas. O estado de Roraima será abordado posteriormente.

Figura 04 - Diagrama de Dispersão do Resíduo de Pearson pela Variável (a) Gastos em Educação; (b) Gastos em Segurança; (c) Desemprego; (d) Índice de Gini; (e) Nível de Escolaridade; (f) Renda domiciliar per capita; (g) Densidade Demográfica do modelo inicial.





(g)

Inicialmente, a partir dos gráficos apresentados na Figura 04, verifica-se que, para todas as variáveis explicativas, não há tendência aparente entre os resíduos e os valores dessas variáveis, o que indica um bom ajuste do modelo.

Em relação à Figura 04(a) para a variável Gastos em Educação, Figura 04(b) para a variável Gastos em Segurança, Figura 04(c) para a variável Taxa de Desemprego e Figura 04(g) para a variável Densidade, observou-se uma distribuição equilibrada dos resíduos, indicando que, de maneira geral, o modelo ajusta bem as observações. A ausência de tendências nos gráficos reforça a adequação da especificação do modelo GEE, evidenciando que essas variáveis não distorcem os resultados. Além disso, a variância dos resíduos é constante ao longo de toda a faixa de valores das referidas variáveis, sugerindo que não há problemas de heterocedasticidade.

Com base no gráfico da Figura 04(d), verifica-se que, para a variável Índice de Gini, a variância dos resíduos é aproximadamente constante na maior parte dos valores explicativos. Entretanto, há um cluster de valores baixos de Gini, associado ao estado de Santa Catarina, que apresenta menor variância nos resíduos. Ao filtrar as observações com Gini abaixo do percentil 10, a variância dos resíduos neste cluster é de 0,68, inferior à variância total dos resíduos, que é de 0,93.

Esse comportamento sugere que Santa Catarina apresenta uma relação diferenciada entre a variável Gini e a taxa de homicídios, possivelmente influenciada por fatores regionais específicos. Ressalte-se que Santa Catarina possui o menor Índice de Gini entre os estados brasileiros, sendo, portanto, a unidade federativa com menor desigualdade de renda no Brasil. Contudo, a exclusão do estado de Santa Catarina do modelo não resultou em alteração

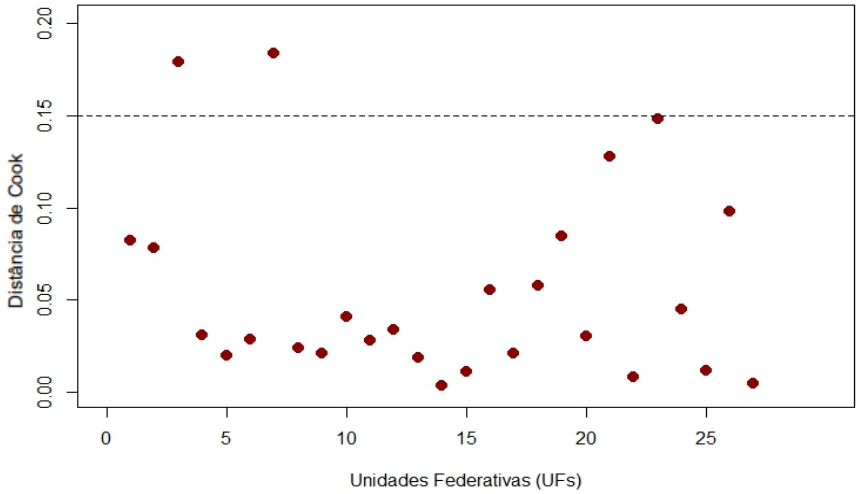
significativas dos coeficientes e p-valores, o que indica que o GEE é robusto o suficiente para lidar com possíveis peculiaridades regionais sem impacto significativo nos resultados.

Pela análise dos quartis e pelos gráficos das Figuras 04(e) para a variável Nível de Escolaridade e 04(f) para a variável Renda Média Domiciliar per capita, observa-se um leve decréscimo na variância dos resíduos à medida que os valores dessas covariáveis aumentam, sugerindo que elas podem influenciar a variância da variável dependente MVI. Em cenários de alta renda per capita, por exemplo, há maior acesso a recursos, educação e infraestrutura, fatores que reduzem a incerteza e as oscilações nos determinantes da criminalidade, resultando em dados mais consistentes e menos dispersos. Em um exemplo prático, estados com alta renda per capita, como São Paulo ou Distrito Federal, as políticas públicas e fatores econômicos geralmente seguem padrões mais estruturados, o que reduz variações imprevisíveis nas taxas de homicídios.

Embora seja observado esse leve decréscimo na variância dos resíduos conforme os valores das covariáveis aumentam, uma das características do modelo GEE é a robustez a essas variações, permanecendo adequado para a análise, garantindo a validade das estimativas obtidas.

Por fim, com base nas distâncias de Cook apresentadas no gráfico da Figura 05, é possível identificar as unidades federativas com maior influência nos ajustes do modelo inicial.

Figura 05 - Distância de Cook por UF do modelo inicial



Observa-se que o estado Amapá (0,1790) e o Distrito Federal (0,1835) apresentaram valores superiores ao limite estabelecido, indicando um efeito significativo sobre o modelo. Já Roraima (0,1480) apresentou um valor próximo ao limite. A exclusão do Distrito Federal não resultou em alterações significativas nos coeficientes e p-valores do modelo.

Já em relação aos estados Amapá e Roraima, a única mudança observada na exclusão dessas unidades federativas é que a variável Densidade Demográfica passou a ser significativa ao nível de 5%, enquanto as variáveis Desemprego e Nível de Escolaridade permaneceram significativas, sem alterações relevantes em seus coeficientes. As demais variáveis continuaram não significativas, considerando o nível de significância de 5%.

Após o diagnóstico e a análise de observações influentes, conclui-se que o modelo inicial apresentou um ajuste adequado aos dados, sendo suas estimativas consideradas confiáveis. Passa-se agora à construção e análise do modelo final.

Conforme apontado na análise da Tabela 03 no capítulo 4.4, algumas variáveis explicativas apresentaram correlação moderada entre si, o que poderia gerar problemas de multicolinearidade. Para minimizar os possíveis efeitos desse fenômeno e garantir maior robustez nas estimativas durante a construção do modelo final, foi realizada uma seleção de variáveis a partir do modelo inicial, utilizando-se o procedimento *backward*, com o p-valor como critério de exclusão e adotando um ponto de corte de até 5% de significância.

Ainda, conforme analisado nos parágrafos anteriores quanto aos resultados apresentados na Figura 03(c) do Resíduo de Mahalanobis por UF e Figura 05 da Distância de Cook por UF do modelo inicial, optou-se por apresentar dois modelos na construção dos modelos finais:

a) Modelo Final 1, que exclui os estados de Amapá e Roraima devido ao comportamento atípico dessas observações em relação à densidade demográfica, após testes realizados na análise do diagnóstico do modelo inicial. Nesse modelo, a variável densidade demográfica tornou-se estatisticamente significativa ao nível de 5%; e

b) Modelo Final 2, que mantém todas as unidades federativas, mas não inclui a densidade demográfica, pois não alcançou a significância estatística a um nível de 5%.

Embora as variáveis Nível de Escolaridade e Densidade Demográfica tenham apresentado coeficiente de correlação moderado (r = 0,640), conforme indicado na Tabela 03 referente à matriz de correlação entre as variáveis, a inclusão e/ou exclusão da variável Densidade Demográfica não resultou em alterações relevantes no coeficiente e no p-valor de Nível de Escolaridade, sugerindo que a correlação moderada entre essas variáveis não comprometeu significativamente a estabilidade das estimativas.

Portanto, em ambos os casos, as conclusões gerais da análise não foram comprometidas pois as variáveis que já eram significativas mantiveram-se significativas, com alterações mínimas em seus coeficientes, enquanto as variáveis não significativas continuaram apresentando resultados não significativos.

Por fim, apesar de não apresentarem significância estatística, as variáveis Gastos em Educação (Gastedu) e Segurança Pública (Gastseg) foram mantidas nos modelos finais por sua relevância à discussão teórica central deste trabalho. As estimativas para os modelos finais estão detalhadas nas Tabelas 07 e 08:

Tabela 07 – Estimativas para o Modelo Final 1 (excluindo Amapá e Roraima)

Variáveis	Estimativas	Intervalo de Confiança 95%	p-valor
Intercepto	62,5444	47,7393 ~ 78,3495	<0,001
Gastedu	-0,0020	-0,0063 ~ 0,0023	0,3604
Gastseg	-0.0026	-0,0198 ~ 0,0145	0,7647
Txdesem	0,6963	0,0916 ~ 1,3009	0,0240
Nvescol	-0,0882	-0,1253 ~ -0,0510	<0,001
Dens	0,0344	0,0101 ~ 0,0588	0,0054
Autocorrelação	**0,85**	**-----**	**-----**
R^2	**34,14%**		

Tabela 08 – Estimativas para o Modelo Final 2 (todas as UFs)

Variáveis	Estimativas	Intervalo de Confiança 95%	p-valor
Intercepto	49,4131	32,4864 ~ 66,3398	<0,001
Gastedu	-0,0031	-0,0110 ~ 0,0046	0,4299
Gastseg	0,0009	-0,0143 ~ 0,0162	0,9059
Txdesem	0,8806	0,3311 ~ 1,4300	0,0016
Nvescol	-0,0569	-0,0925 ~ -0,0212	0,0017
Autocorrelação	**0,835**	**-----**	**-----**
R^2	**27,46%**		

A equação do modelo final 1 é a seguinte:

$$\mu_{it} = 62{,}5444 - 0{,}0020Gastedu_{it} - 0{,}0026Gastseg_{it} + 0{,}6393Txdesem_{it} - 0{,}0882Nvescol_{it} + 0{,}0344Dens_{it} + \epsilon_{it} \quad (5)$$

e modelo final 2

$$\mu_{it} = 49{,}4131 - 0{,}0031Gastedu_{it} + 0{,}0009Gastseg_{it} + 0{,}8806Txdesem_{it} - 0{,}0569Nvescol_{it} + \epsilon_{it} \quad (6)$$

em que μ_{it} é a média de mortes violentas intencionais estimadas para um estado "i" em um ano "t.".

Embora o valor do R^2 de ambos os modelos de 34,13% e 27,46% reflita que parte da variação da taxa de Mortes Violentas Intencionais (MVI) não foi explicada pelas variáveis independentes incluídas no modelo, é importante destacar que o objetivo deste trabalho é investigar o impacto das principais variáveis socioeconômicas utilizadas na literatura.

Além disso, conforme observado por Santos e Kassouf (2008), a análise das mortes violentas intencionais é particularmente complexa, uma vez que crimes contra a pessoa, como as MVI, possuem uma dinâmica distinta em relação aos crimes contra o patrimônio que podem ser melhores explicados pela teoria econômica do crime devido ao foco em ganhos materiais. Os autores ressaltam que nos casos dos crimes contra a vida, em que os motivos predominantes são ódio ou paixão, fazem com que a utilidade associada ao ato criminoso dependa de características interpessoais, e não apenas de retornos monetários.

Portanto, é essencial considerar essas complexidades apontadas pela literatura em relação aos crimes violentos intencionais. Este trabalho não tem a pretensão de explicar esse fenômeno em sua totalidade. Ao invés disso, o foco está em contribuir para a compreensão de aspectos específicos relacionados às variáveis socioeconômicas, oferecendo subsídios que possam ser complementados por estudos futuros com abordagens interdisciplinares e modelos mais abrangentes, bem como integrando variáveis que considerem tanto aspectos econômicos e sociais, quanto morais e pessoais dos indivíduos envolvidos.

Outro ponto, as conclusões apresentadas no trabalho realizado por Santos (2009) sugerem a existência de um efeito inércia nas taxas de crimes violentos letais e intencionais nos estados brasileiros, indicando que cerca de metade da criminalidade de um período se transfere para o seguinte. O autor destaca que a inclusão da taxa de crimes defasada como variável independente no modelo permite controlar a dinâmica da criminalidade e medir efeitos de longo prazo. No entanto, no modelo adotado neste trabalho, esse efeito não foi contabilizado diretamente no R^2, pois a dependência temporal foi tratada nos resíduos para evitar distorções nas estimativas das variáveis explicativas. A inclusão da MVI defasada poderia aumentar o R^2

e capturar diretamente o impacto da criminalidade passada, mas exigiria métodos mais sofisticados, como o GMM, utilizado por Santos (2009), para assegurar a consistência das estimativas. Feitos esses esclarecimentos preliminares, passa-se à análise das estimativas apresentadas nas Tabelas 07 e 08.

A variável Gastos em Educação (Gastedu) no Modelo Final 1 apresentou coeficiente negativo de -0,0020, com intervalo de confiança de 95% entre -0,0063 e 0,0023, e p-valor de 0,3604. O coeficiente estimado sugere que, para cada incremento de R$ 100 per capita nos gastos em educação, haveria uma redução média de 0,20 mortes violentas intencionais por 100 mil habitantes. Contudo, o intervalo de confiança varia entre uma redução de até 0,63 mortes e um aumento de até 0,23 mortes, indicando incerteza quanto à direção e magnitude desse impacto.

No Modelo Final 2, a variável também apresentou um coeficiente negativo de -0,0031, com intervalo de confiança de 95% entre -0,0110 e 0,0046, e p-valor de 0,4299. Nesse caso, o coeficiente sugere uma redução média de 0,31 mortes para cada incremento de R$ 100 per capita, mas o intervalo de confiança varia entre uma redução de até 1,10 mortes e um aumento de até 0,46 mortes, reforçando a ausência de significância estatística e a incerteza quanto ao efeito da variável.

Em ambos os modelos, a ausência de significância estatística e os intervalos de confiança amplos reforçam que não foi identificado um efeito contemporâneo robusto dessa variável sobre as taxas de MVI. Contudo, estudos prévios indicam que o impacto dessa variável pode ser observado com defasagens temporais. Leia Becker e Kassouf (2017), por exemplo, encontraram evidências de que a primeira defasagem da variável gastos com educação apresentou uma relação negativa e estatisticamente significativa com o crime. No entanto, as autoras ressaltaram que nenhuma relação contemporânea foi detectada.

Esses resultados sugerem que os gastos públicos em educação podem contribuir para a redução da criminalidade, mas seus efeitos exigem tempo para se manifestar. Isso ocorre porque os investimentos em educação impactam fatores estruturais e comportamentais que afetam a criminalidade de maneira gradual, como a qualificação da mão de obra, a melhoria do capital humano e o fortalecimento de valores sociais.

A variável Gastos em Segurança Pública (Gastseg) no Modelo Final 1 apresentou um coeficiente negativo de -0,0026, com intervalo de confiança de 95% entre -0,0198 e 0,0145, e p-valor de 0,7647. O coeficiente estimado sugere que, para cada incremento de R$ 100 per capita nos gastos em segurança pública, haveria uma redução média de 0,26 mortes violentas

intencionais por 100 mil habitantes. Contudo, o intervalo de confiança varia entre uma redução de até 1,98 mortes e um aumento de até 1,45 mortes, indicando incerteza quanto à direção e magnitude desse impacto.

Já no Modelo Final 2, a variável Gastseg apresentou um coeficiente positivo estimado de 0,0009, com intervalo de confiança de 95% entre -0,0143 e 0,0162, e p-valor de 0,9059. Isso sugere que, para cada incremento de R$ 100 per capita nos gastos em segurança pública, o impacto médio seria um aumento de 0,09 mortes violentas intencionais por 100 mil habitantes. Contudo, o intervalo de confiança varia entre uma redução de até 1,43 mortes e um aumento de até 1,62 mortes, reforçando a ausência de significância estatística e a incerteza quanto ao efeito dessa variável.

Em ambos os modelos, observa-se a ausência de significância estatística ao nível de 5% e, assim como no caso dos gastos em educação, não foi identificado um efeito contemporâneo estatisticamente significativo dos gastos em segurança pública sobre as taxas de MVI. É interessante notar que a literatura brasileira sobre o tema, conforme apontam Santos e Kassouf (2008), apresenta controvérsias a respeito da relação entre gastos em segurança e a criminalidade.

Estudos como os de Araújo Júnior e Fajnzylber (2001), Kume (2004) e Santos (2009) sugerem que os gastos públicos com segurança podem acompanhar as taxas de crime, o que explica a possibilidade de correlações positivas entre essas variáveis. Santos e Kassouf (2008) destacam que a simultaneidade entre os gastos em segurança e as taxas de criminalidade é um dos problemas empíricos mais significativos na investigação do crime, complicando a identificação de efeitos causais diretos.

Segundo Resende e Andrade (2011), mesmo que muitos autores utilizem os gastos do governo local com segurança pública como proxy para a ação policial, há a possibilidade de diversas limitações. Primeiramente, altos gastos não necessariamente refletem maior eficácia na resolução de crimes, dificultando a interpretação direta dessa variável. Outro ponto destacado pelos autores é que a segurança pública no Brasil é de competência dos Estados, e os dados disponíveis sobre gastos nessa área geralmente estão agregados, sem discriminar o montante direcionado a cada município, dificultando análises mais granulares.

Por fim, Resende e Andrade (2011) reforçam a existência de um potencial problema de endogeneidade, dado que os gastos com segurança pública em uma localidade podem ser, simultaneamente, uma causa e um efeito da criminalidade. Apesar disso, estudos como o de Kume (2004), que mesmo utilizando um método robusto para tratar endogeneidade, como o

método de Momentos Generalizados (GMM), não encontrou efeitos significativos dos gastos com segurança pública sobre a criminalidade medida pela taxa de homicídios intencionais.

Ainda, Santos (2009), utilizando o modelo GMM e controlando possíveis problemas de endogeneidade, encontrou efeitos positivos tanto contemporâneos quanto de longo prazo, ou seja, mesmo controlando a simultaneidade entre os gastos com segurança pública e a criminalidade, concluiu que não há suporte estatístico que indique que esses investimentos possuam um poder dissuasório no comportamento criminoso.

Além disso, Santos (2009) observa que nenhuma das medidas empregadas nos estudos brasileiros é ideal, devido à ausência de dados que mensurem adequadamente a probabilidade de registro de crimes, apreensão de criminosos, condenações e severidade das penas. Essa carência de informações tem forçado os pesquisadores a utilizarem variáveis proxy para estimar efeitos dissuasórios, mesmo que essas medidas apresentem limitações importantes.

De acordo com Santos (2009) os resultados sugerem que, pelo menos da forma como os gastos com segurança pública têm sido alocados no Brasil, não há evidências de que eles exerçam um impacto significativo na redução da criminalidade. O autor concorda parcialmente com especialistas que apontam para uma alocação inadequada desses recursos, mas também destaca que talvez a relação entre os gastos com segurança pública e as taxas de crime não seja linear.

Portanto, para as variáveis de gastos públicos em educação e segurança pública, não foi possível observar efeitos contemporâneos significativos sobre as taxas de MVI neste trabalho devido à ausência de significância estatística.

Passando para a análise da variável Taxa de Desemprego (Txdesem) no Modelo Final 1, observa-se um efeito estatisticamente significativo, com p-valor de 0,0240. O coeficiente estimado de 0,6963 indica que um aumento de uma unidade percentual na taxa de desemprego está associado a um acréscimo médio de 0,70 mortes violentas intencionais (MVI) por 100 mil habitantes por ano em um dado estado, mantendo-se constantes as demais variáveis do modelo. O intervalo de confiança de 95%, que varia entre 0,0916 e 1,3009 mortes adicionais, reflete a precisão do efeito estimado e reforça sua significância estatística.

Já no Modelo Final 2, a variável Taxa de Desemprego (Txdesem) também apresentou um efeito estatisticamente significativo, com p-valor de 0,0016. O coeficiente estimado de 0,8806 sugere que um aumento de uma unidade percentual na taxa de desemprego está associado a um acréscimo médio de 0,88 mortes violentas intencionais por 100 mil habitantes

por ano em um dado estado. O intervalo de confiança de 95%, que vai de 0,3311 a 1,4300 mortes adicionais, reforça a robustez do efeito estimado.

Em ambos os modelos, a relação positiva entre a taxa de desemprego e as taxas de MVI é estatisticamente significativa, indicando que essa variável desempenha um papel importante na explicação da criminalidade violenta. A mesma relação positiva entre a variável taxa de desemprego e criminalidade também foi encontrada por Sachsida et al. (2010), Fernandes Junior et. al (2017), Leia Becker e Kassouf (2017) e Souza et al. (2024).

Na análise da variável Índice de Nível de Escolaridade (Nvescol) no Modelo Final 1, foi identificado um efeito estatisticamente significativo, com p-valor <0,001. O coeficiente estimado de -0,0882 indica que, para cada aumento de 100 pontos no índice de escolaridade, há uma redução média de 8,82 mortes violentas intencionais (MVI) por 100 mil habitantes por ano em um dado estado, mantendo-se constantes as demais variáveis do modelo. O intervalo de confiança de 95%, que varia entre -12,53 e -5,10 mortes, demonstra que o impacto estimado é robusto e apresenta alta precisão, com valores consistentemente negativos, reforçando a relação inversa entre escolaridade e criminalidade.

No Modelo Final 2, a variável Índice de Nível de Escolaridade (Nvescol) também apresentou um efeito estatisticamente significativo, com p-valor de 0,0017. O coeficiente estimado de -0,0569 sugere que, para cada aumento de 100 pontos no índice ponderado de escolaridade, há uma redução média de 5,69 mortes violentas intencionais por 100 mil habitantes por ano. O intervalo de confiança de 95%, que vai de -9,25 a -2,12 mortes, reforça a confiabilidade do efeito estimado, mantendo-se dentro de uma faixa negativa.

Esses resultados corroboram a relação negativa entre educação e criminalidade frequentemente destacada na literatura. Conforme argumentam Léia Becker e Kassouf (2017), a educação influencia a atividade criminosa ao aumentar o custo de oportunidade de cometer um crime. Indivíduos mais educados tendem a ter melhores oportunidades no mercado de trabalho, o que torna mais custoso optar por atividades ilegais. Além disso, para esses indivíduos, uma eventual prisão resulta em custos econômicos ainda maiores, devido ao tempo perdido fora do mercado de trabalho e à interrupção de carreiras mais promissoras. Esses fatores ajudam a explicar por que investimentos em educação podem atuar como um mecanismo preventivo na redução da criminalidade.

Corroborando no mesmo sentido, Sachsida et al. (2005) chegaram ao resultado de que pessoas mais educadas têm menor probabilidade de cometer homicídios, o que sugere que a educação pode desempenhar um papel preventivo em crimes violentos. A mesma relação

negativa entre o nível de escolaridade e a criminalidade também foram encontrados nos trabalhos realizados por Araújo Júnior e Fajnzylber (2001), Sachsida et al. (2005), Santos (2009) e Fernandes Junior et. al (2017).

No Modelo Final 1, apresentado na Tabela 07, a variável Densidade Demográfica (Dens) apresentou um efeito estatisticamente significativo, com p-valor de 0,0054. O coeficiente estimado de 0,0344 indica que um aumento de 100 habitantes por quilômetro quadrado na densidade demográfica está associado a um acréscimo médio de 3,44 mortes violentas intencionais (MVI) por 100 mil habitantes por ano em um dado estado, mantendo-se constantes as demais variáveis do modelo. No intervalo de confiança de 95%, esses valores podem variar entre 1,01 e 5,88 mortes adicionais.

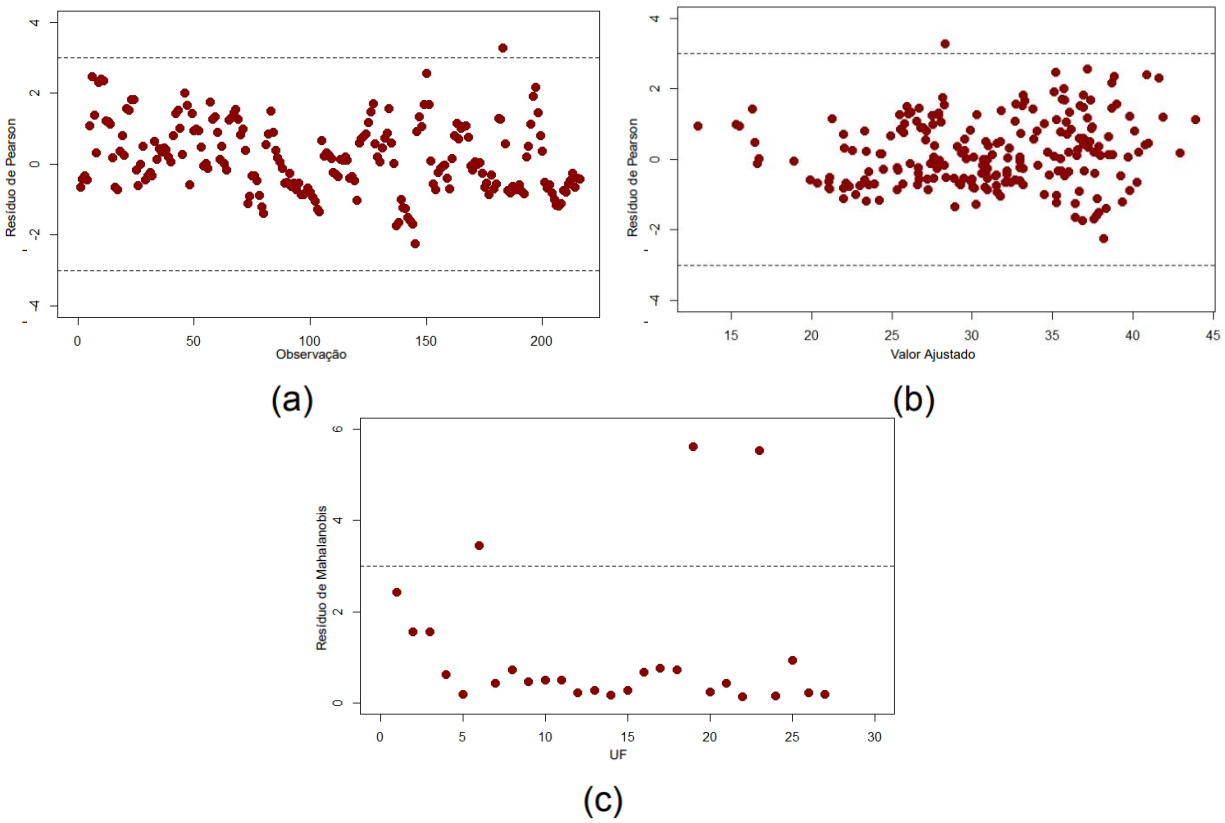
Da mesma forma que os demais modelos apresentados neste capítulo, o sinal positivo do coeficiente reforça achados anteriores, como os de Araújo Jr. e Fajnzylber (2001), Mariano (2010), Fernandes Jr. et. al. (2017) e Léia Becker e Kassouf (2017), que também observaram a relação entre maior densidade demográfica e aumento na taxa de criminalidade.

Neste ponto, é importante destacar novamente que a exclusão dos estados de Roraima e Amapá no Modelo Final 1 foi motivada pelo fato de apresentarem comportamentos atípicos claros em relação à densidade demográfica. Esses estados possuem valores extremamente baixos nessa variável, o que pode distorcer as estimativas globais, comprometendo a representatividade e a precisão dos resultados do modelo

Além disso, vale mencionar que a utilização da variável Taxa de Urbanização em vez de Densidade Demográfica poderia oferecer uma representação mais precisa, pois reflete diretamente a proporção da população residente em áreas urbanas, diferenciando-a das áreas rurais. Essa distinção é relevante, já que dinâmicas socioeconômicas e criminais podem variar significativamente entre contextos urbanos e rurais. No entanto, devido à dificuldade de obtenção de dados referentes à população urbana por estado para o período de 2012 a 2019, optou-se por manter a variável densidade demográfica como proxy, assim como em alguns estudos na literatura.

Concluídas as análises das variáveis e após o ajuste do modelo, é fundamental realizar o diagnóstico para validar as suposições adotadas e avaliar a qualidade do ajuste. A seguir, apresenta-se a validação do Modelo Final 2 (para todas as UFs) por meio da análise dos resíduos e a investigação de possíveis pontos influentes no ajuste.

Figura 06 - Diagrama de Dispersão do (a) Resíduo de Pearson por Observação; (b) Resíduo de Pearson por Valor Ajustado da Variável MVI; (c) Resíduo de Mahalanobis por UF do Modelo Final 2



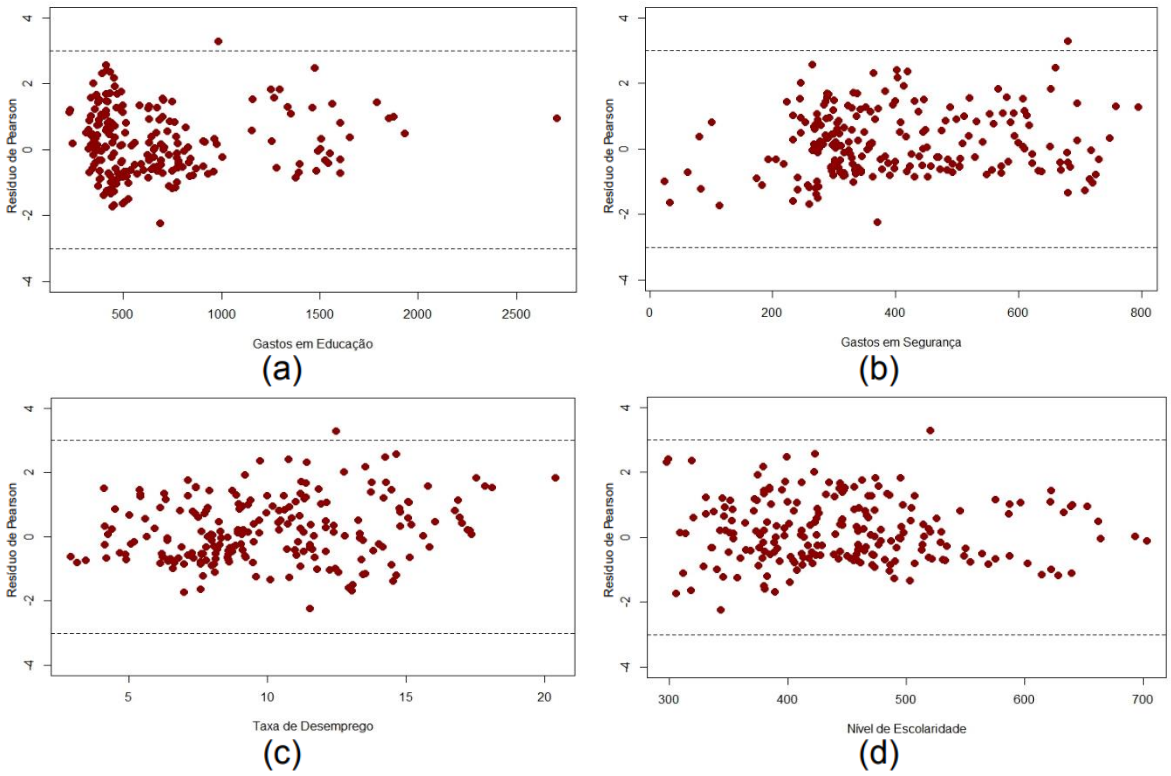
De forma semelhante ao modelo inicial, na Figura 06(a) e 06(b), observa-se que os resíduos também possuem variância constante, além de não apresentarem nenhuma tendência. Percebe-se que das 216 observações, apenas um resíduo não está contido nas bandas de confiança. Essa observação, que é a de número 183 na base de dados, refere-se ao estado de Roraima no ano de 2018, com uma taxa de 66,6 mortes violentas intencionais e um resíduo de Pearson de 3,28. O resíduo elevado indica que o modelo não ajustou bem para essa observação, possivelmente devido a características específicas do estado ou eventos excepcionais ocorridos no período, como um aumento abrupto de violência ou crises locais. Entretanto, como as demais observações tiveram seus resíduos contidos nas bandas de confiança, conclui-se que o modelo teve um bom ajuste ao nível de observações.

Esses resultados sugerem que o modelo GEE consegue representar a relação entre as variáveis explicativas e a variável dependente, refletindo bem as variações presentes nos dados sem apresentar padrões sistemáticos que comprometam as suposições de homogeneidade da variância e linearidade. Uma única observação fora das bandas não compromete a adequação geral do modelo, considerando a robustez do GEE para lidar com esse tipo de violação.

Por fim, na Figura 06(c), identificam-se três resíduos com valores acima do limite estabelecido, correspondentes aos estados do Ceará (3.44), Roraima (5.52) e Rio Grande do Norte (5.61). Esses resíduos elevados indicam que o modelo não ajustou bem os dados relativos a essas unidades federativas, sugerindo que os fatores que influenciam as taxas de homicídios nesses estados podem não estar sendo completamente explicados pelas variáveis incluídas no modelo. Esses valores podem refletir características regionais específica ou eventos extremos.

A exclusão dos referidos estados não resultou em alterações significativas nos coeficientes e p-valores das variáveis explicativas do modelo final 2. Esse resultado evidencia a robustez do modelo GEE em lidar com observações discrepantes, garantindo a estabilidade das estimativas e a confiabilidade das conclusões obtidas.

Figura 07 - Diagrama de Dispersão do Resíduo de Pearson pela Variável (a) Gastos em Educação; (b) Gastos em Segurança; (c) Desemprego; (d) Nível de Escolaridade do Modelo Final 2



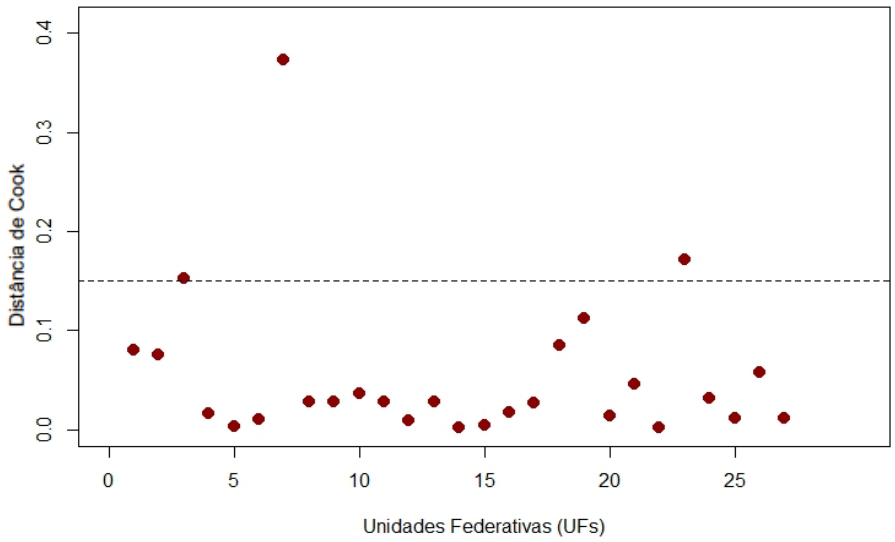
Inicialmente, com base nos gráficos apresentados na Figura 07, observa-se que, de forma semelhante ao diagnóstico do modelo inicial, para as variáveis explicativas do modelo final 2, não há tendência aparente entre os resíduos e os valores dessas variáveis. Esse padrão sugere que o modelo não apresenta problemas de especificação, reforçando a adequação do ajuste.

Em relação à variável Nível de Escolaridade, apresentada na Figura 7(d), observa-se um leve decréscimo na variância dos resíduos à medida que os valores dessa variável aumentam. Esse comportamento sugere que a escolaridade pode estar associada a uma maior estabilidade dos resíduos, indicando que o modelo ajusta melhor para estados com níveis educacionais mais elevados. Por exemplo, estado como São Paulo, que possui altos índices de escolaridade, pode apresentar um comportamento mais previsível nos determinantes da taxa de homicídios, resultando em resíduos um pouco menos dispersos no modelo.

Além disso, a maior estabilidade dos resíduos nesses estados pode indicar que o modelo consegue explicar melhor os fenômenos criminais em regiões com maior escolaridade média. Embora o leve decréscimo na variância dos resíduos observado na Figura 07(d) sugira um comportamento um pouco previsível nesses estados, é importante ressaltar que o modelo GEE é robusto a variações na variância, garantindo que a análise permaneça válida e que as estimativas obtidas sejam confiáveis.

Por fim, com base nas distâncias de Cook apresentadas no gráfico da Figura 08, observa-se que o estado do Amapá (0,1527), Roraima (0,1720) e o Distrito Federal (0,3726) exerceram um efeito significativo nas estimativas do Modelo Final 2. No entanto, a exclusão dessas unidades federativas não alterou a significância estatística das variáveis do modelo, considerando um nível de significância de 5%. Dessa forma, decidiu-se pela manutenção dessas unidades federativas na análise.

Figura 08 - Distância de Cook por UF do Modelo Final 2



Após o diagnóstico e a análise de observações influentes, conclui-se que o modelo apresenta um ajuste adequado aos dados, sendo suas estimativas consideradas confiáveis.

6. CONCLUSÃO

A metodologia utilizada neste estudo baseou-se no modelo de Equações de Estimação Generalizadas (GEE), desenvolvido por Liang e Zeger (1986), que se mostrou adequado para investigar as variáveis que influenciam as taxas de MVI e medir a intensidade de seus impactos. Esse modelo destaca-se por sua flexibilidade, permitindo a análise de variáveis com estruturas de dependência temporal, como as observadas neste estudo.

Conforme visto no capítulo referente à análise de resultados, não foi possível verificar efeitos contemporâneos nos gastos públicos com educação e segurança, tendo em vista que ambas as variáveis não apresentaram significância estatística em nenhum dos modelos testados. Isso sugere que os impactos desses investimentos podem não ser imediatos, mas de longo prazo, exigindo análises mais aprofundadas para captar esses possíveis efeitos, visto que é possível que os benefícios decorrentes de maiores investimentos nessas áreas levem anos para se materializar.

Além disso, a ausência de significância estatística também pode estar relacionada à alocação ineficiente de recursos públicos. A má distribuição dos investimentos em educação e segurança, seja pela priorização de áreas menos estratégicas ou pela falta de planejamento baseado em dados regionais, pode diluir o impacto esperado desses gastos. Essa hipótese reforça a necessidade de políticas públicas que direcionem recursos de forma mais eficiente, considerando tanto as demandas locais quanto a eficiência das intervenções no combate à criminalidade e na promoção de oportunidades educacionais. Estudos futuros podem explorar essas possibilidades por meio de modelos econométricos mais complexos, investigando a relação entre a alocação de recursos, suas defasagens temporais e os resultados observados, ressaltando-se quanto às dificuldades apresentadas pela literatura quanto aos gastos com segurança pública.

Ainda, verificou-se nos modelos finais que tanto a taxa de desemprego quanto o nível de escolaridade apresentaram significância estatística a um nível de 5%, com coeficientes alinhados à literatura existente. A taxa de desemprego apresentou um coeficiente positivo, indicando que o aumento do desemprego está associado a um maior nível de criminalidade, possivelmente devido à redução do custo de oportunidade para o envolvimento em atividades

ilícitas. Esse resultado é consistente com a teoria econômica do crime, que sugere que, na ausência de empregos formais, os indivíduos são mais propensos a buscar alternativas no mercado ilegal.

Por outro lado, o nível de escolaridade apresentou um coeficiente negativo, sinalizando que o aumento nos anos médios de estudo da população tende a reduzir as taxas de MVI. Esse resultado reflete a importância da educação como um fator dissuasório ao comportamento criminoso, seja por ampliar as oportunidades no mercado de trabalho formal, seja por aumentar os custos sociais e morais associados ao cometimento de crimes.

Assim, os resultados encontrados neste trabalho reforçam a necessidade de políticas públicas que combinem a geração de empregos com investimentos significativos na qualidade e no acesso à educação, especialmente em regiões mais vulneráveis, como forma de prevenir a criminalidade de maneira sustentável e a longo prazo.

A variável densidade demográfica apresentou significância estatística ao nível de 5% no modelo final 1. O coeficiente positivo está de acordo com a literatura, indicando que áreas mais densamente povoadas tendem a registrar níveis mais elevados de criminalidade, possivelmente devido ao maior número de interações sociais e à concentração de atividades econômicas e ilícitas nesses locais.

Vale mencionar que a utilização da variável taxa de urbanização, em vez de densidade demográfica, poderia oferecer uma representação mais precisa, pois reflete diretamente a proporção da população residente em áreas urbanas, diferenciando-a das áreas rurais, cujas dinâmicas socioeconômicas e criminais podem variar significativamente. Portanto, sugere-se que estudos futuros utilizem, se possível for, a variável taxa de urbanização no lugar da variável densidade demográfica.

Em conclusão, este estudo reforça a importância de compreender a criminalidade como um fenômeno multidimensional, que exige abordagens interdisciplinares e políticas públicas baseadas em evidências. Ao integrar variáveis socioeconômicas, dados regionais e um modelo robusto, foi possível oferecer contribuições relevantes para a formulação de estratégias mais eficazes no combate à violência letal. Embora desafios devidos à complexidade do fenômeno ainda permaneçam, os resultados apresentados demonstram que geração de empregos com bons investimentos na qualidade e no acesso à educação e a melhoria da alocação de recursos públicos são caminhos promissores para a construção de uma sociedade mais segura.

7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ARAÚJO JR, Ari Francesco; FAJNZYLBER, Pablo. **O que causa a criminalidade violenta no Brasil? Uma análise a partir do modelo econômico do crime: 1981 a 1996**. UFMG, 2001. Disponível em: <https://ideas.repec.org/p/cdp/texdis/td162.html> Acesso em: 02 nov. 2024.

BECKER, Gary Stanley. **Crime and punishment: an economic approach**. Journal of Political Economy. Chicago, p. 1-54, 1968. Disponível em: <https://www.nber.org/system/files/chapters/c3625/c3625.pdf>. Acesso em: 25 jul. 2024.

BRASIL. Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (Ipea). **Boletim analisa aspectos que levaram a região Norte a liderar crescimento da violência no Brasil**. Disponível em: <https://www.ipea.gov.br/portal/categorias/45-todas-as-noticias/noticias/14878-boletim-analisa-aspectos-que-levaram-a-regiao-norte-a-liderar-crescimento-da-violencia-no-brasil>.Acesso em: 10 out. 2024.

BUSSAB WILTON DE OLIVEIRA E MORETTIN, P. A. **Estatística Básica**. 9. ed. São Paulo: Saraiva, 2017.

CAREY, V. J.; WANG, Y.-G. **Working covariance model selection for generalized estimating equations**. Statistics in Medicine, v. 30, n. 26, p. 3117–3124, 2011.

CARNEIRO, F. G., LOUREIRO, P. R. A., & SACHSIDA, A. **Crime and social interactions: A developing country case study**. 2005. The Journal Socio-Economics, 34:311–318. Disponível em: < https://doi.org/10.1016/j.socec.2004.09.015> Acesso em: 10 dez. 2024.

CERQUEIRA, Daniel; BUENO, Samira (coord.). **Atlas da violência 2024**. Brasília: Ipea; FBSP, 2024. Disponível em: <https://repositorio.ipea.gov.br/handle/11058/14031>. Acesso em: 12 nov. 2024.

COOK, Jeremy A; TAYLOR, Timothy W. **The impact of mandatory arrest laws on domestic violence in times of economic stress**. Economics Letters, Elsevier, 2019 - vol. 178, pages 77-81. Disponível em: <https://ideas.repec.org/a/eee/ecolet/v178y2019icp77-81.html>. Acesso em: 13 ago. 2024.

DRAPER, N. R.; SMITH, H. Applied Regression Analysis. 3rd ed. New York: Wiley, 1998.

FERNANDES JUNIOR, Ledimar; FARIAS, Joedson Jales de; COSTA, Rodolfo Ferreira Ribeiro da; LIMA, Francisco de. **La criminalidade no Brasil: avaliação do impacto dos investimentos públicos e dos fatores socioeconômicos**. Espacio Abierto, v. 26, n. 2, p. 219-243, 2017. Disponível em: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=12252818013>. Acesso em: 02 ago. 2024.

FOCHEZATTO, A.; PETRY, G.; BRAATZ, J.; MARCONDES, H. R. **Investimento em educação diminui a criminalidade: análise dos municípios do Rio Grande do Sul usando econometria espacial**. Administração Pública e Gestão Social, 2021. Disponível em: <https://periodicos.ufv.br/apgs/article/view/11239>. Acesso em: 03 nov. 2025.

FÓRUM BRASILEIRO DE SEGURANÇA PÚBLICA. **18º Anuário Brasileiro de Segurança Pública**. São Paulo: Fórum Brasileiro de Segurança Pública, 2024. Disponível em: <https://publicacoes.forumseguranca.org.br/handle/123456789/253>. Acesso em: 18 ago. 2024.

FRAGA NETO, Arminio. **Estado, desigualdade e crescimento no Brasil**. Novos Estudos Cebrap, São Paulo, n. 115, set.-dez. 2019, pp. 613-34. Disponível em: <https://doi.org/10.25091/S01013300201900030006>. Acesso em: 29 out. 2024.

FU, L.; HAO, Y.; WANG, Y.-G. **Working correlation structure selection in generalized estimating equation**s. Computational Statistics, v. 33, p. 983–996, 2018.

FUNK, Patricia; KUGLER, Peter. **Dynamic interactions between crimes**. Economic Letters 79, 291–298, 2003. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/S0165-1765(03)00002-8>. Acesso em: 10 ago. 2024.

GUJARATI, D. N.; PORTER, D. C. Econometria Básica. 5. ed. Porto Alegre: AMGH, 2009.

HIN, L.-Y.; CAREY, V. J.; WANG, Y.-G**. Criteria for working–correlation–structure selection in gee: Assessment via simulation**. The American Statistician, v. 61, n. 4, p. 360–364, 2007

HIN, L.-Y.; WANG, Y.-G. **Working-correlation-structure identification in generalized estimating equations**. Statistics in Medicine, v. 28, n. 4, p. 642–658, 2009.

KASSOUF, Ana Lúcia; BECKER, Kalinca Léia. **Uma análise do efeito dos gastos públicos em educação sobre a criminalidade no Brasil**, 2017. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/ecos/a/rH8CZCgZ73dYqyVGKV3Xbzc/?format=pdf&lang=pt>. Acesso em: 12 out. 2024.

KASSOUF, Ana Lúcia; SANTOS, Marcelo Justus dos. **Estudos Econômicos das Causas da Criminalidade no Brasil: Evidências e Controvérsias**, 2008. Disponível em: <https://www.anpec.org.br/revista/vol9/vol9n2p343_372.pdf>. Acesso em: 14 out. 2024.

KIM, Jung Eun; LOUREIRO, Paulo Roberto Amorim; MOREIRA, Tito Belchior Silva; SACHIDA, Adolfo. **Criminalidade Feminina: Uma Análise Empírica a Partir dos Dados Do Presídio Feminino De Brasília**. Economia e Desenvolvimento, Recife, Vol. 8, 2009.

Disponível em: <https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2070999>. Acesso em: 03 ago. 2024.

KUME, Leandro. **Uma estimativa dos determinantes da taxa de criminalidade brasileira: uma aplicação em painel dinâmico**. Associação Nacional dos Centros de Pós-Graduação em Economia. Anais do XXXII Encontro Nacional de Economia, São Paulo: ANPEC, 2004. Disponível em <https://www.anpec.org.br/encontro2004/artigos/A04A148.pdf>. Acesso em: 24 set. 2024.

LEMOS, Alan Alexander Mendes; SANTOS FILHO, Eurílio Pereira; JORGE, Marco Antonio. **Um modelo para análise socioeconômica da criminalidade no município de Aracaju**. Estudos Econômicos (São Paulo), v. 35, n. 3, p. 569–594, jul. 2005. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/S0101-41612005000300007> . Acesso em: 03 ago. 2024.

LIANG, K.-Y.; ZEGER, S. L. **Longitudinal data analysis using generalized linear models. Biometrika**, v. 73, n. 1, p. 13–22, 1986.

MARIANO, Rodrigo Silva. **Fatores socioeconômicos da criminalidade no Estado de São Paulo: um enfoque da economia do crime**. 2010. 116 f. Dissertação (Mestrado em Economia) - Pontifícia Universidade Católica de São Paulo, São Paulo, 2010. Disponível em: <https://repositorio.pucsp.br/jspui/handle/handle/9414>. Acesso em: 25 set. 2024.

MYERS JUNIOR, Samuel L. **Estimating the Economic Model of Crime: Employment Versus Punishment Effects**. JSTOR - The Quarterly Journal of Economics, vol. 98, no. 1, 1983, pp. 157–66. Disponível em: <https://doi.org/10.2307/1885572>. Acesso em: 09 ago. 2024.

PAN, W. **Akaike's information criterion in generalized estimating equations. Biometrics**, v. 57, n. 1, p. 120–125, 2001.

PATALINGHUG, Epictetus E. **Crime rates and labor market opportunities in the Philippines: 1970–2008**. Economics Letters, 113(2), 160–164, 2011. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2011.07.015>. Acesso em: Acesso 12 ago. 2024.

PIRES, Adriane da Fonseca. **A economia do crime: precisamos falar sobre Gary Becker**. JusBrasil, 2015. Disponível em: <https://www.jusbrasil.com.br/artigos/a-economia-do-crime-precisamos-falar-sobre-gary-becker/222923270>. Acesso em: 12 out. 2024.

REINERT, José Nilson. **Desemprego: causas, conseqüências e possíveis soluções**. Revista de Ciências da Administração, [S. l.], v. 3, n. 5, p. 45–48, 2001. Disponível em: <https://periodicos.ufsc.br/index.php/adm/article/view/8065>. Acesso em: 21 nov. 2024.

RESENDE, João Paulo de; ANDRADE, Mônica Viegas. **Crime social, castigo social: desigualdade de renda e taxas de criminalidade nos grandes municípios brasileiros**. Estudos Econômicos (São Paulo), v. 41, n. 1, p. 173–195, jan. 2011. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/S0101-41612011000100007>. Acesso 06 ago. 2024.

SACHSIDA, A.; MENDONÇA, M. J. C.; LOUREIRO, P. R. A; GUTIERREZ, M. B. S. **Inequality and criminality revisited: further evidence from Brazil. Empirical Economics**, v. 39, n. 1, p. 93-109, 2010. Disponível em: <https://www.anpec.org.br/encontro2004 /artigos/A04A149.pdf>. Acesso em: 18 dez. 2024.

SAHA, Atanu; POOLE, Graham. **The Economics of Crime andPunishment: An Analysis of Optimal Penalty**. Economics Letters 68 (2) 191–196, 2000. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/S0165-1765(00)00244-5>. Acesso em: 02 ago. 2024.

SANTOS, Marcelo Justus dos. **Dinâmica Temporal da Criminalidade: Mais evidências sobre o "Efeito Inércia" nas Taxas de Crimes Letais nos Estados Brasileiro**s, 2009. Disponível em: < https://www.anpec.org.br/revista/vol10/vol10n1p169_194.pdf >. Acesso em: 28 out. 2024.

SILVA, Michele Lins Aracaty; RIKER, Daniel Garcia Jaña. **Economia do Crime: Uma perspectiva econômica da teoria de Gary Becker com fono no criminoso racional**. Cultura, Cidadania e Politícas Públicas. 4. ed. [S. I]: Atena, 2019. p. 1-278. Disponível em: <https://atenaeditora.com.br/catalogo/post/economia-do-crime-uma-perspectiva-economica-da-teoria-de-gary-becker-com-foco-no-criminoso-racional>. Acesso em: 12 out. 2024.

SOUZA, Rhomenig Oliveira de; DAMASCENO, Felipe Storch; TARDIN, Neyla; MARQUES, Rebeca Correa Gomes. **Fatores fiscais e socioeconômicos que afetam a criminalidade no Brasil**. Cadernos Gestão Pública e Cidadania, São Paulo, v. 29, p. e89194, 2024. Disponível em: <https://periodicos.fgv.br/cgpc/article/view/89194>. Acesso em: 06 ago. 2024.

VANEGAS, L.; RONDÓN, L.; PAULA, G. **Generalized estimating equations using the new r package glmtoolbox**. R Journal, v. 15, n. 2, p. 105–133, 2023.

ZHENG, B. **Summarizing the goodness of fit of generalized linear models for longitudinal data. Statistics in Medicine**, v. 19, n. 10, p. 1265–1275, 2000.

ZALUAR, Alba. **Um debate disperso: violência e crime no Brasil da redemocratização**. v. 13, n. 3, p. 3–17, jul. 1999. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/S0102-88391999000300002>. Acesso em: 08 ago. 2024.

ZHU, X.; ZHU, Z. **Comparison of criteria to select working correlation matrix in generalized estimating equations**. Chinese Journal of Applied Probability and Statistics, v. 29, p. 515–530, 2013.