



Universidade Federal do Rio de Janeiro – UFRJ

Instituto de Matemática - IM

Departamento de Métodos Estatísticos – DME

Relatório

**Análise Estatística de Dados de Homicídio, Lesão e
Roubo para o Município do Rio de Janeiro
Referentes ao Ano de 2007**

Alunas: Fernanda Mencarelli e Gabriella Pacca

Orientador: Vinicius Pinheiro Israel

1. Introdução

Quando se fala de violência e criminalidade, percebe-se um novo cenário no Rio de Janeiro após a implantação das Unidades de Polícia Pacificadora (UPPs). Um bom caminho consiste em analisar os dados de criminalidade na cidade, registrados antes dessas instalações, e compará-los com os dados pós-intervenção pública.

O Laboratório de Análise da Violência (LAV-UERJ) do Instituto de Filosofia e Ciências Humanas IFCH da UERJ disponibilizou um conjunto piloto dos dados referentes aos crimes ocorridos na cidade do Rio de Janeiro do ano de 2007. No banco de dados consta roubo, homicídio e lesão nos locais que ocorreram (georeferenciados). Foram levados em consideração no momento do relato da ocorrência, fatores como: data, local, sexo, etc., (segue tabela com descrição de todas as variáveis citadas no banco de dados no Anexo 1).

Com base nos dados, pôde-se desenvolver um projeto de análise espacial e análise de regressão, com o objetivo de compreender o comportamento criminal na cidade considerando os locais de ocorrência. Este estudo é de grande importância para tomada de decisões e formulação de políticas públicas de segurança. Sua abrangência é enorme nos meios sociais, principalmente para os moradores da cidade do Rio de Janeiro, que são vítimas do quadro de violência.

As Figuras 1, 2, 3 e 4 apresentam informações sobre o município do Rio de Janeiro. A Figura 1 discrimina os bairros seguindo a divisão oficial obtida através do site da prefeitura (<http://www.rio.rj.gov.br>).

A Figura 2 apresenta a distribuição espacial dos crimes, homicídio, lesão e roubos, nas cores vermelho, amarelo e verde, respectivamente. Essas cores serão mantidas daqui pra frente.

A Figura 3 apresenta a distribuição espacial das favelas segundo informações oficiais. A Figura 4 apresenta a divisão da cidade do Rio de Janeiro em regiões administrativas (RAs) seguindo a divisão oficial de acordo com as informações do site da prefeitura (<http://www.rio.rj.gov.br>). Segue em anexo a composição das RAs – Anexo 2.

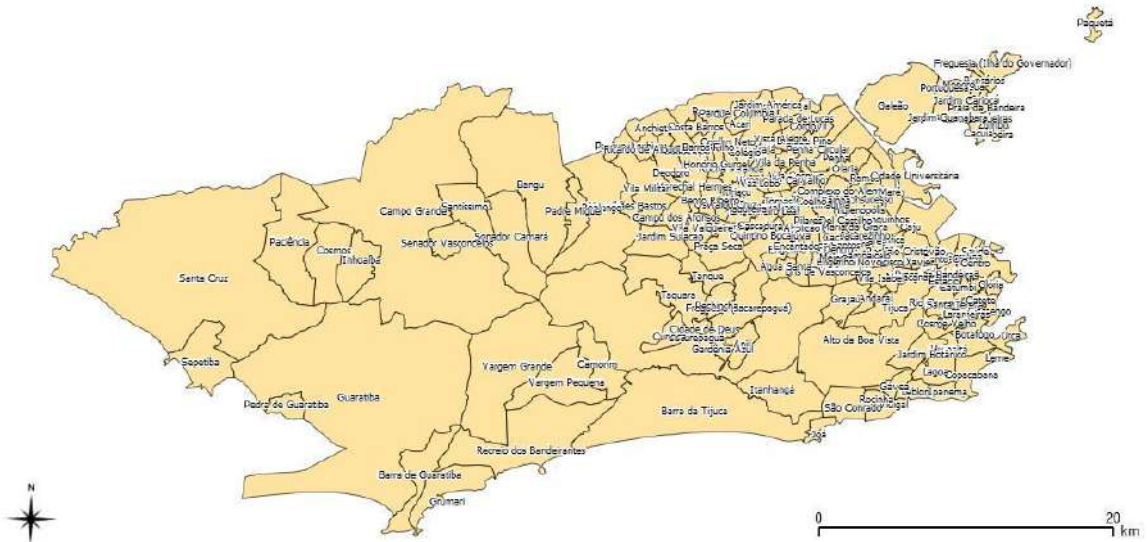


FIGURA 1: DIVISÃO DOS BAIRROS DO MUNICÍPIO DO RIO DE JANEIRO.

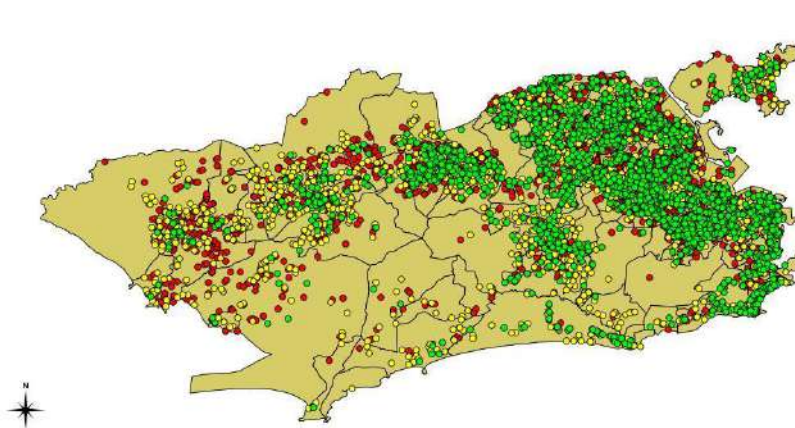


FIGURA 2: DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DOS CRIMES DA CIDADE DO RIO DE JANEIRO.

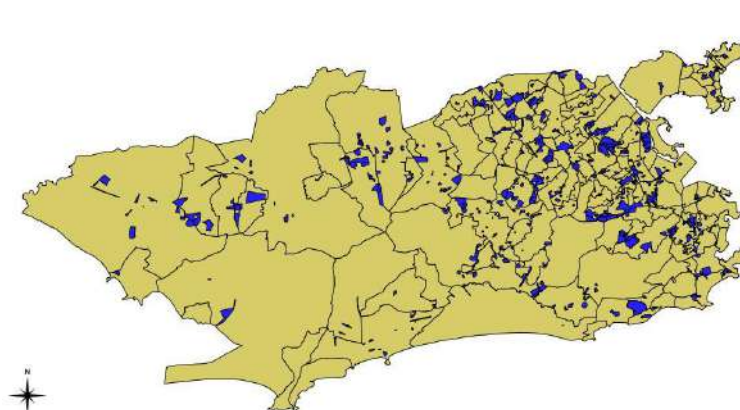


FIGURA 3: DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DAS FAVELAS DA CIDADE DO RIO DE JANEIRO.



FIGURA 4: DIVISÃO DA CIDADE EM REGIÕES ADMINISTRATIVAS (RA).

1. Portuária	12. Inhaúma	23. Santa Teresa
2. Centro	13. Méier	24. Barra da Tijuca
3. Rio Comprido	14. Irajá	25. Pavuna
4. Botafogo	15. Madureira	28. Guaratiba
5. Copacabana	16. Jacarepaguá	27. Rocinha
6. Lagoa	17. Bangu	28. Jacarezinho
7. São Cristóvão	18. Campo Grande	29. Complexo do Alemão
8. Tijuca	19. Santa Cruz	30. Maré
9. Vila Isabel	20. Ilha do Governador	31. Vigário Geral
10. Ramos	21. Paqueta	33. Realengo
11. Penha	22. Anchieta	34. Cidade de Deus

Com os resultados do censo de 2000 e 2010 pelo site do IBGE foi feita uma combinação linear para estimar o número de habitantes de cada bairro do Rio de Janeiro no ano de 2007 (segue em anexo – Anexo 3).

As Figuras 5, 6 e 7 apresentam informações, fornecidas pelo IBGE, sobre a cidade do Rio de Janeiro no ano de 2010. A Figura 5 apresenta a variação relativa da população entre os anos 2000 e 2010. A Figura 6 apresenta a densidade demográfica do ano de 2010. Já a Figura 7, apresenta a população total do município do Rio de Janeiro no ano de 2010.

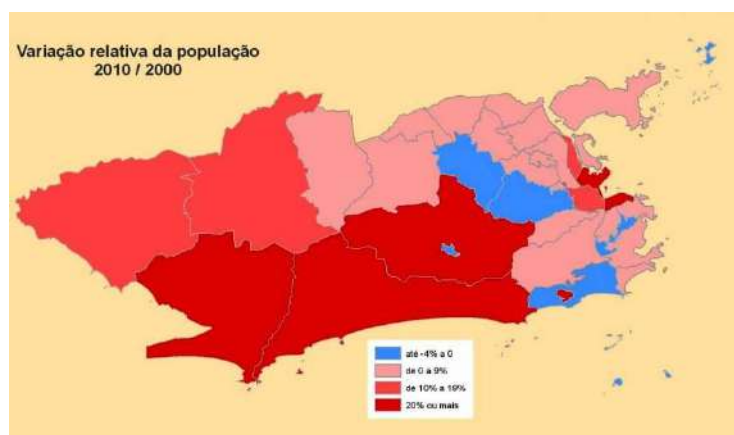


FIGURA 5: VARIAÇÃO RELATIVA DA POPULAÇÃO NOS ANOS DE 2000 E 2010.

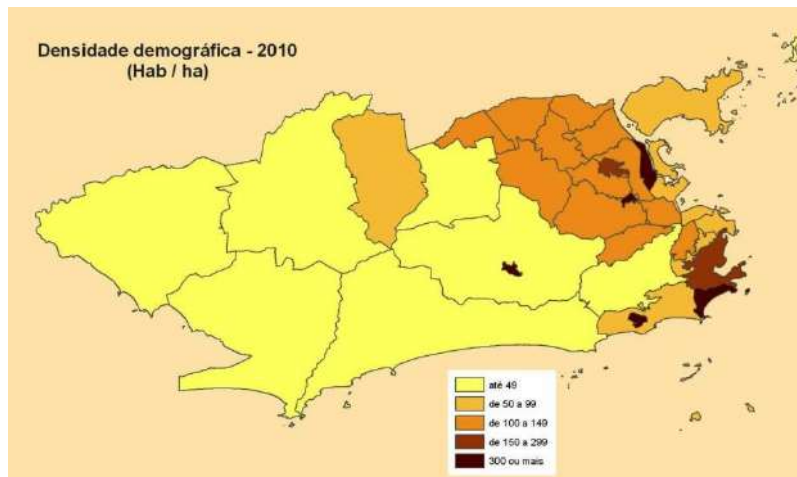


FIGURA 6: DENSIDADE DEMOGRÁFICA- 2010.

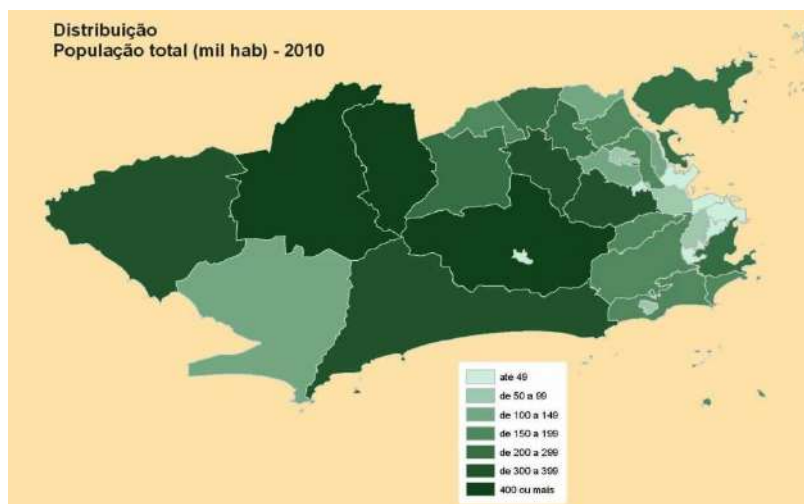


FIGURA 7: POPULAÇÃO TOTAL (MIL HABITANTES) – 2010.

Fonte: IBGE- Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (www.ibge.gov.br).

2. Análise exploratória dos dados

Foi feita a análise isolada de cada um dos 3 (três) tipos de crime, homicídio, lesão e roubo, representados pelas cores vermelho, amarelo e verde, respectivamente. Como não foi possível localizar espacialmente todos os dados, fez-se a análise com os dados não faltantes. Os dados faltantes são aproximadamente 10%, mais a frente, cada variável analisada será especificada com o número exato de dados faltantes.

2.1. Homicídios

O banco de dados registrou 2.653 homicídios no município do Rio de Janeiro, ano de 2007. Porém, só foi possível localizar espacialmente 2.389 desses dados. A Figura 8 representa a distribuição espacial somente dos homicídios. A Figura 9 apresenta o número absoluto de homicídio por bairro, para melhor visualização, a intensidade da cor é proporcional ao número de homicídio por bairro, ou seja, quanto maior o valor absoluto, mais intensa será a cor.

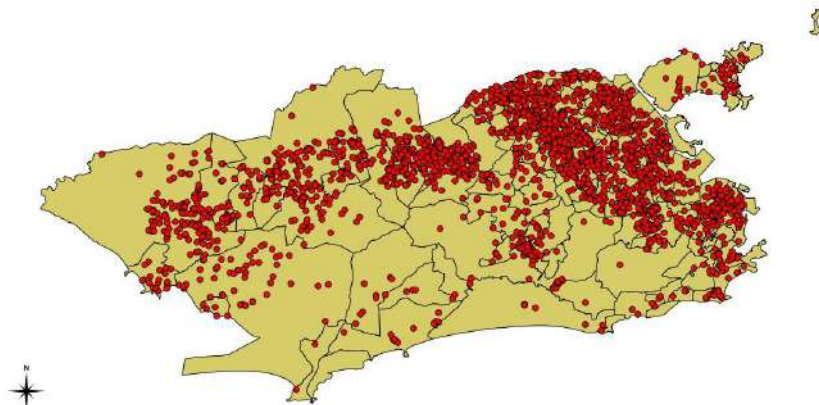


FIGURA 8: DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DOS HOMICÍDIOS POR BAIRRO.

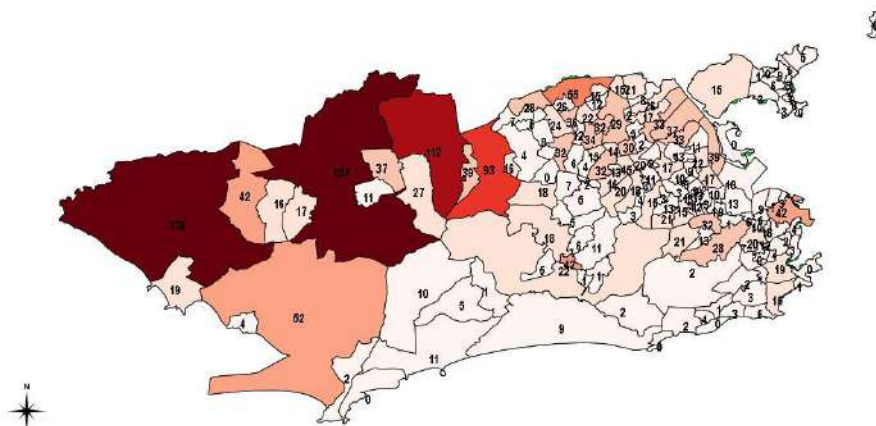


FIGURA 9: NÚMERO ABSOLUTO DE HOMICÍDIO POR BAIRRO.

Nas Figuras abaixo foram usadas variáveis data (DATA) e local da ocorrência (FBAI), grau de escolaridade (EESC), idade (EMAI) e sexo do envolvido (ESEX). Da variável data da ocorrência, tem-se que 2645 dados dos 2653 foram registrados, já na variável local, tem-se 2390. Na variável escolaridade foram registrados somente 113, na variável idade 223 e na variável sexo 357.

A Figura 10 apresenta um Box-plot com a distribuição de homicídios por dia da semana no município do Rio de Janeiro no ano de 2007. Pode-se concluir nesse Box-plot que os dias da semana com maior ocorrência de homicídios são sábado e domingo. A Figura 11 apresenta um Box-plot com a distribuição de homicídios por fim de semana, ou seja, sábado e domingo. Nesse Box-plot, pôde-se ver que sábado é o dia com maior ocorrência de homicídio.

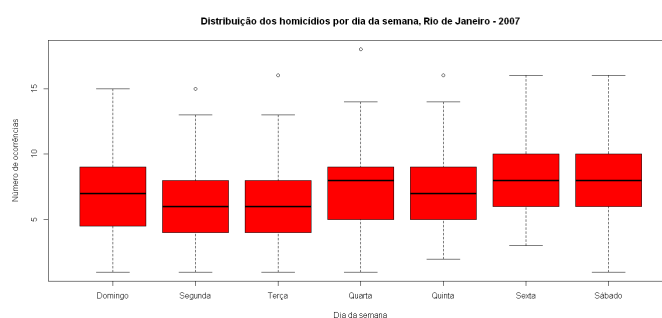


FIGURA 10: DISTRIBUIÇÃO DOS HOMICÍDIOS POR DIA DA SEMANA.

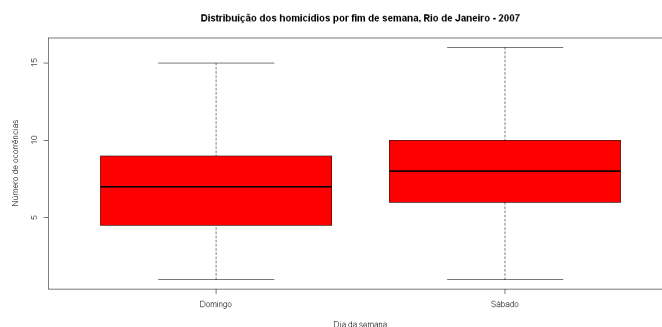


FIGURA 11: DISTRIBUIÇÃO DOS HOMICÍDIOS POR FIM DA SEMANA.

As Figuras 12, 13, 14, 15 e 16 apresentam análises das variáveis: mês, horário da ocorrência, idade do envolvido, escolaridade do envolvido e sexo do envolvido, respectivamente.

A Figura 12 representa a distribuição de homicídio por mês. Pode-se afirmar que abril é o mês com maior número de ocorrências.

A Figura 13 representa a distribuição dos homicídios por horário. É possível ver que muitos envolvidos não souberam informar o horário de ocorrência do crime, mas que a maior parte delas foram à noite, entre as 20 e 6 horas. O número de homicídios ocorridos na parte da manhã em 2007 também é bem alto

A Figura 14 representa a distribuição de homicídios por idade e, claramente, percebe-se que na maioria das vezes os envolvidos são maiores de idade.

A Figura 15 representa a distribuição dos homicídios por escolaridade do envolvido, onde se destaca o 1º grau incompleto.

A Figura 16 representa a distribuição dos homicídios por sexo, onde a maioria dos envolvidos é do sexo masculino.



FIGURA 12: DISTRIBUIÇÃO DOS HOMICÍDIOS POR MÊS.

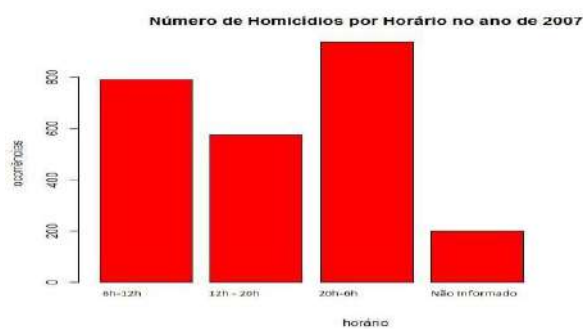


FIGURA 13: DISTRIBUIÇÃO DOS HOMICÍDIOS POR HORÁRIO.

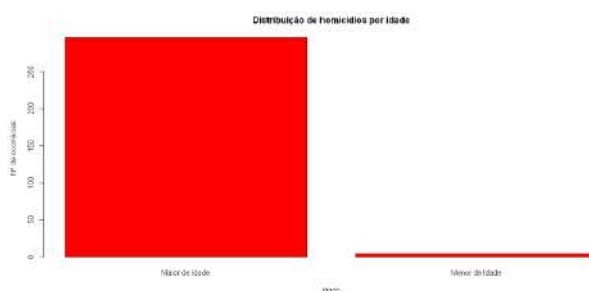


FIGURA 14: DISTRIBUIÇÃO DOS HOMICÍDIOS POR IDADE DO ENVOLVIDO.

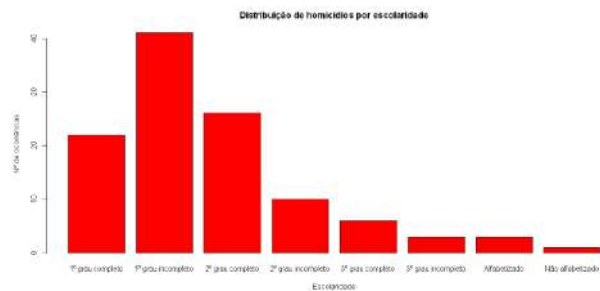


FIGURA 15: DISTRIBUIÇÃO DOS HOMICÍDIOS POR ESCOLARIDADE DO ENVOLVIDO.

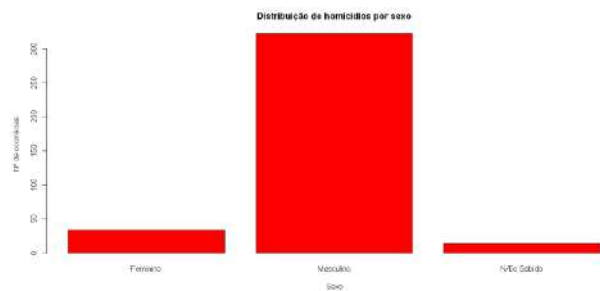


FIGURA 16: DISTRIBUIÇÃO DOS HOMICÍDIOS POR SEXO DO ENVOLVIDO.

Obs.: devido ao excesso de dados faltantes, os gráficos apresentados nas Figuras 14, 15 e 16 fornecem menos precisão.

A Figura 17 apresenta dois gráficos referentes à distribuição de homicídios por zona. À esquerda tem-se a distribuição de homicídio por zona (centro, zona norte, zona oeste e zona sul) por 10 mil habitantes e a direita tem-se a distribuição de homicídios por zona.

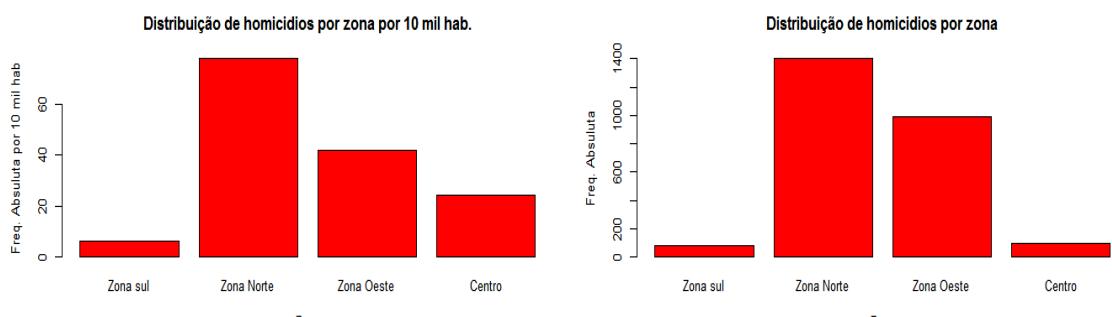


FIGURA 17: DISTRIBUIÇÃO DOS HOMICÍDIOS POR ZONA POR 10 MIL HABITANTES (ESQUERDA) E DISTRIBUIÇÃO DE HOMICÍDIOS POR ZONA (DIREITA).

A Figura 18 apresenta o gráfico de dispersão com a distribuição dos homicídios por IDH (Índice de desenvolvimento humano) de cada bairro.

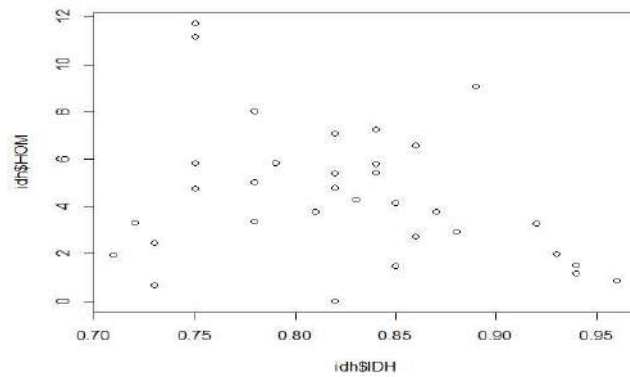


FIGURA 18: DISTRIBUIÇÃO DOS HOMICÍDIOS POR IDH.

2.2. Lesões

O banco de dados registrou 2.500 lesões no município do Rio de Janeiro, ano de 2007. Porém, só foi possível georeferenciar 2.291 desses dados. A Figura 19 apresenta a distribuição espacial somente das lesões. A Figura 20 apresenta o número absoluto de lesões por bairro, para melhor visualização, a intensidade da cor é proporcional ao número de lesões por bairro, ou seja, quanto maior o número absoluto de crimes, mais intensa será a cor.

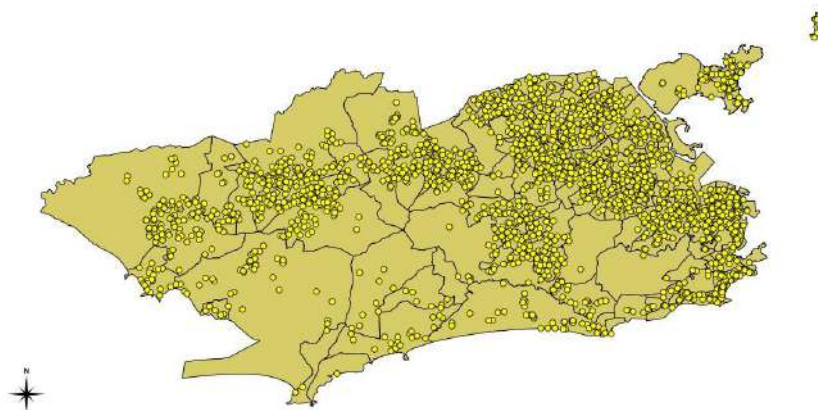


FIGURA 19: DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DE LESÃO POR BAIRRO.

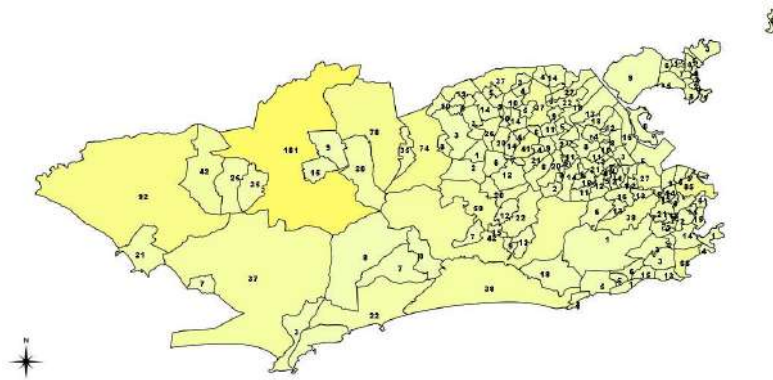


FIGURA 20: NÚMERO ABSOLUTO DE LESÃO POR BAIRRO.

Nas Figuras a seguir foram usadas variáveis data (DATF) e local da ocorrência (FBAI), grau de escolaridade(EESC), idade(EMAI) e sexo do envolvido(ESEX). Da variável data, tem-se 2470 dados de 2500 que foram registrados, já na variável local, tem-se 2292 de 2500. Na variável escolaridade foram registrados somente 1429, na variável idade 2073 e na variável sexo 2110.

A Figura 21 apresenta um Box-plot com a distribuição de lesão por dia da semana no município do Rio de Janeiro no ano de 2007. Pode-se concluir nesse Box-plot, que os dias da semana com maior ocorrência de lesões são sábado e domingo. A Figura 22 apresenta um Box-plot com a distribuição de lesões por fim de semana, ou seja, sábado e domingo. Nesse Box-plot, pode-se ver que sábado é o dia com maior ocorrência de lesões.

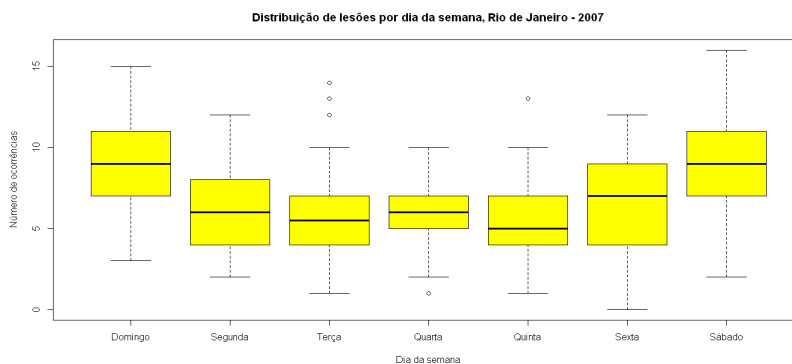


FIGURA 21: DISTRIBUIÇÃO DAS LESÕES POR DIA DA SEMANA.

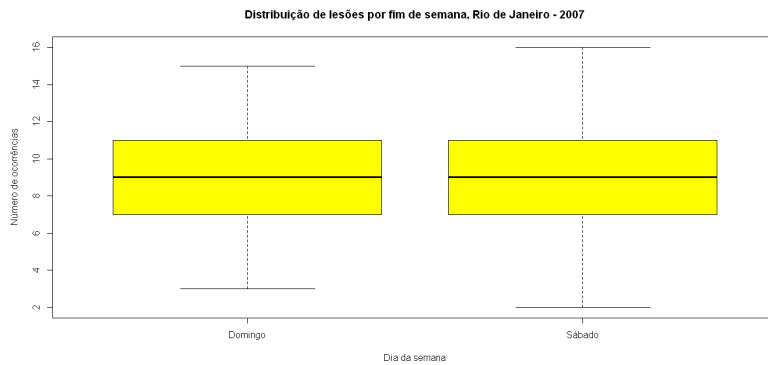


FIGURA 22: DISTRIBUIÇÃO DAS LESÕES POR FIM DA SEMANA.

As Figuras 23, 24, 25, 26 e 27 apresentam análise das variáveis: mês, horário, idades, escolaridade e sexo, respectivamente.

A Figura 23 representa a distribuição de lesões por mês. Pode-se afirmar que março é o mês com maior número de ocorrências.

A figura 24 representa a distribuição de lesões por horário, dividindo em três períodos que correspondem à manhã, tarde e noite. Na parte da manhã ocorre menor incidência das lesões, enquanto no resto do dia este número é bem elevado, concentrando-se mais no período da noite, entre as 20 horas e 6 horas da manhã.

A Figura 25 representa a distribuição de lesão por idade do envolvido, claramente percebe-se que os maiores de idade são predominantes. A Figura 26 representa a distribuição das lesões por escolaridade do envolvido, onde a maioria se enquadra no quesito 2º grau completo. A Figura 27 representa a distribuição das lesões por sexo do envolvido, onde a maioria é do sexo masculino.

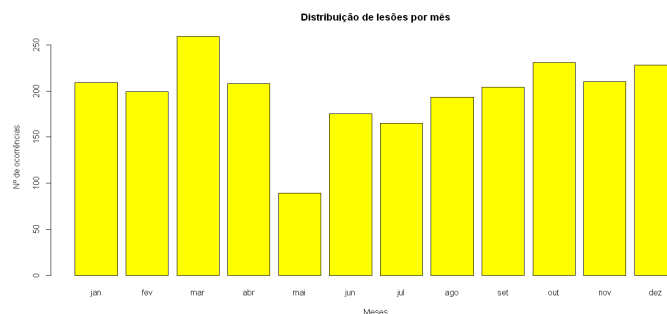


FIGURA 23: DISTRIBUIÇÃO DE LESÕES POR MÊS.



FIGURA 24: DISTRIBUIÇÃO DE LESÕES POR HORÁRIO.

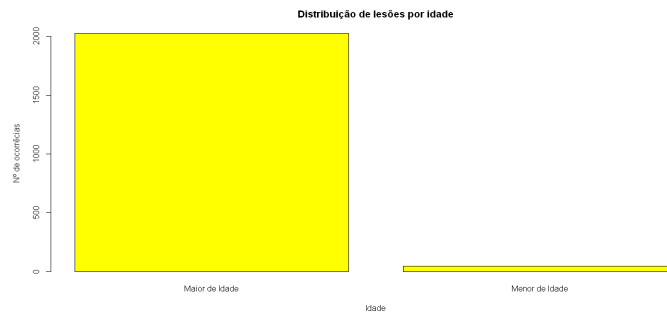


FIGURA 25: DISTRIBUIÇÃO DE LESÕES POR IDADE DO ENVOLVIDO.



FIGURA 26: DISTRIBUIÇÃO DE LESÕES POR ESCOLARIDADE DO ENVOLVIDO.



FIGURA 27: DISTRIBUIÇÃO DE LESÕES POR SEXO DO ENVOLVIDO.

A Figura 28 apresenta dois gráficos referentes à distribuição de lesão por zonas. A esquerda tem-se a distribuição de lesões por zona por 10 mil habitantes e a direita tem-se a distribuição de lesão por zona.

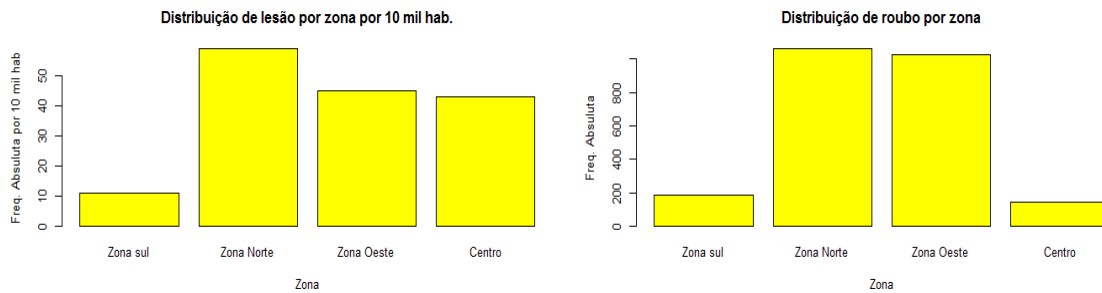


FIGURA 28: DISTRIBUIÇÃO DE LESÕES POR ZONA POR 10 MIL HABITANTES (ESQUERDA) E DISTRIBUIÇÃO DE LESÃO POR ZONA (DIREITA).

A Figura 29 apresenta o gráfico de dispersão com a distribuição das lesões por IDH (Índice de desenvolvimento humano) de cada bairro.

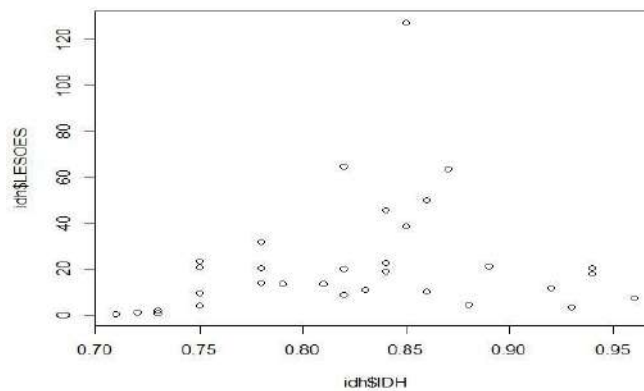


FIGURA 29: DISTRIBUIÇÃO DAS LESÕES POR IDH.

2.3. Roubos

O banco de dados registrou 2500 roubos no município do Rio de Janeiro, ano de 2007. Porém, só foi possível georeferenciar 2338 desses dados. A Figura 30 representa a distribuição espacial somente dos roubos. A Figura 31 apresenta o número absoluto de roubos por bairro, para melhor visualização, a intensidade da cor é proporcional ao número de roubos por bairro, ou seja, quanto maior o número absoluto, mais intensa será a cor.

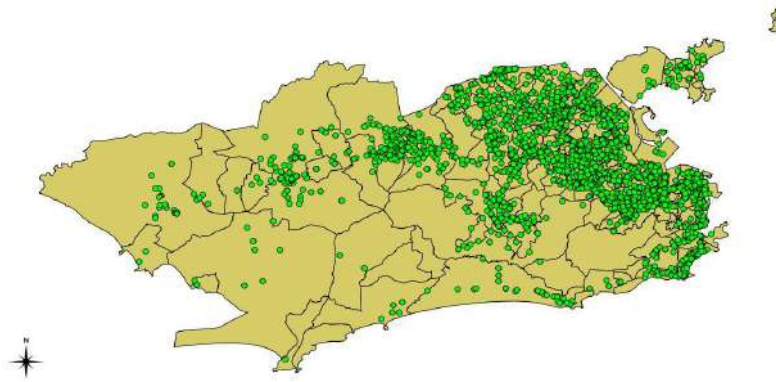


FIGURA 30: DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DE ROUBOS POR BAIRRO.

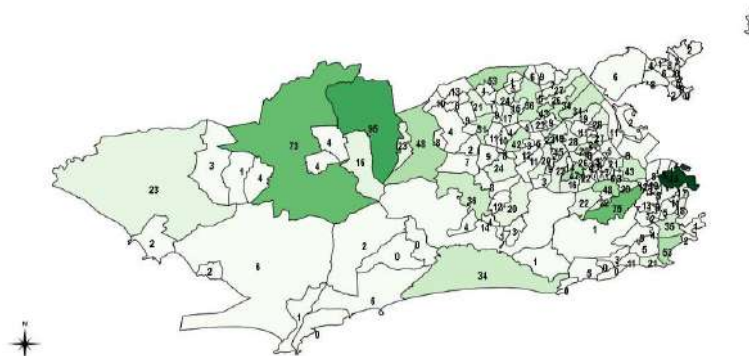


FIGURA 31: NÚMERO ABSOLUTO DE ROUBOS POR BAIRRO.

Nas Figuras abaixo foram usadas variáveis data (DATF) e local da ocorrência (FBAI), grau de escolaridade (EESC), idade(EMAI) e sexo do envolvido (ESEX). Da variável data, tem-se 2482 dados de 2500 que foram registrados, já na variável local, tem-se 2338 de 2500. Na variável escolaridade foram registrados somente 63, na variável idade 1173 e na variável sexo 1678.

A Figura 32 apresenta um Box-plot com a distribuição de roubos por dia da semana no município do Rio de Janeiro no ano de 2007. Pode-se concluir nesse Box-plot, que o dia da semana com maior número de ocorrências de roubos é a sexta-feira.

A Figura 33 apresenta um Box-plot com a distribuição de roubos por fim de semana, ou seja, sábado e domingo. Nesse Box-plot, pode-se ver que sexta-feira é o dia com maior ocorrência de roubos.

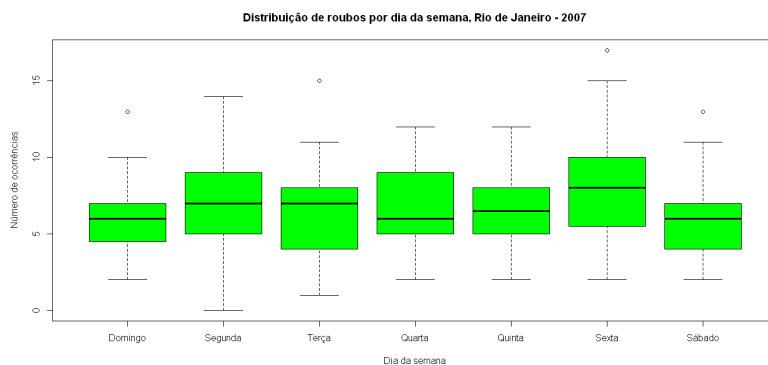


FIGURA 32: DISTRIBUIÇÃO DOS ROUBOS POR DIA DA SEMANA.

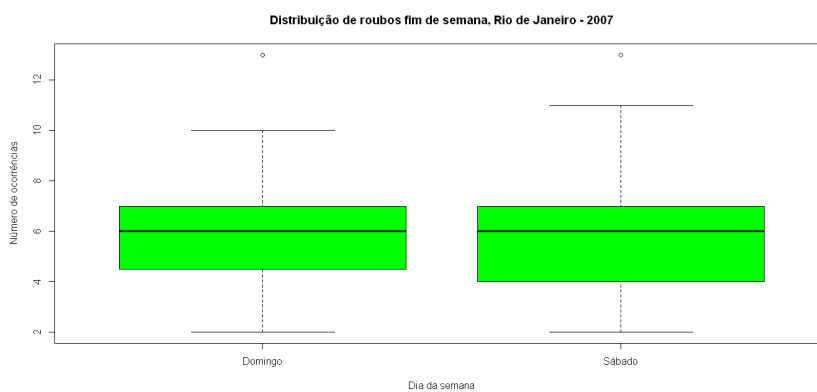


FIGURA 33: DISTRIBUIÇÃO DOS ROUBOS POR FIM DA SEMANA.

As Figuras 34, 35, 36, 37 e 38 apresentam análise das variáveis data (DATF), horário, idades(EMAI), escolaridade (EESC) e sexo (ESEX), respectivamente.

A Figura 34 representa a distribuição de roubos por mês. Pode-se afirmar que maio é o mês com maior número de ocorrências.

A Figura 35 representa a distribuição de roubos por horário. Observa-se que houve um alto índice de roubos no período entre 20h e 6h, e também no período de 12h às 20h.

A Figura 36 apresenta a distribuição de roubos por idade, claramente percebe-se que os envolvidos maiores de idade predominam.

A Figura 37 apresenta a distribuição dos roubos por escolaridade do envolvido, onde a maioria se enquadra no quesito 1º grau incompleto.

A Figura 38 representa a distribuição dos roubos por sexo, onde a maioria dos envolvidos é do sexo masculino.

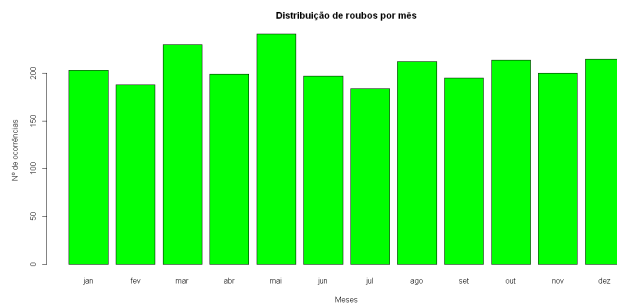


FIGURA 34: DISTRIBUIÇÃO DE ROUBOS POR MÊS.

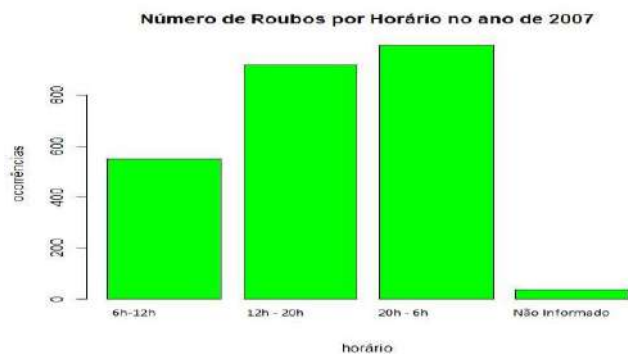


FIGURA 35: DISTRIBUIÇÃO DE ROUBOS POR HORÁRIO.

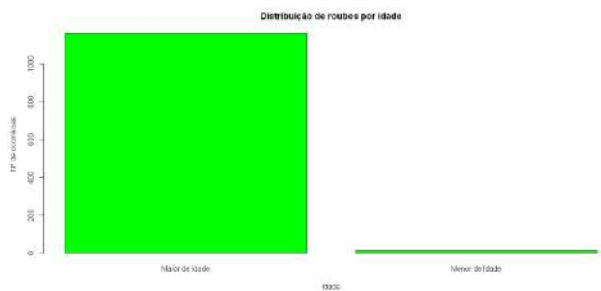


FIGURA 36: DISTRIBUIÇÃO DE ROUBOS POR IDADE DO ENVOLVIDO.

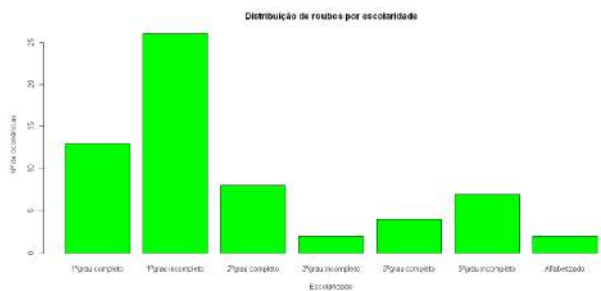


FIGURA 37: DISTRIBUIÇÃO DE ROUBOS POR ESCOLARIDADE DO ENVOLVIDO.

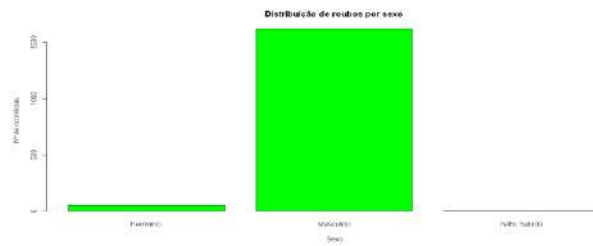


FIGURA 38: DISTRIBUIÇÃO DE ROUBOS POR SEXO DO ENVOLVIDO.

Obs.: devido ao excesso de dados faltantes, os gráficos das Figuras 37 e 38 fornecem menos precisão

A Figura 39 apresenta dois gráficos referentes à distribuição de roubos por zona (centro, zona norte, zona oeste e zona sul). A esquerda tem-se a distribuição de roubos por zona por 10 mil habitantes e a direita tem-se a distribuição de roubos por zona.

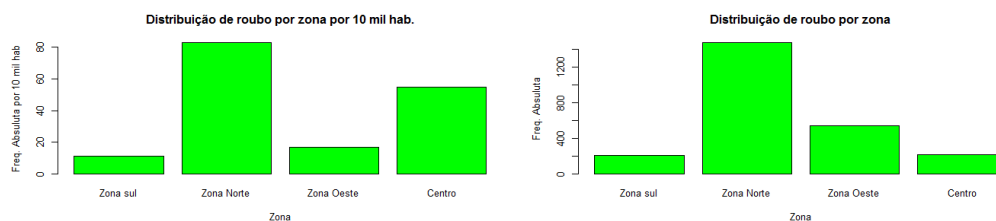


FIGURA 39: DISTRIBUIÇÃO DE ROUBOS POR ZONA POR 10 MIL HABITANTES (ESQUERDA) E DISTRIBUIÇÃO DE ROUBOS POR ZONA (DIREITA).

A Figura 40 apresenta o gráfico de dispersão com a distribuição dos roubos por IDH (Índice de desenvolvimento humano) de cada bairro.

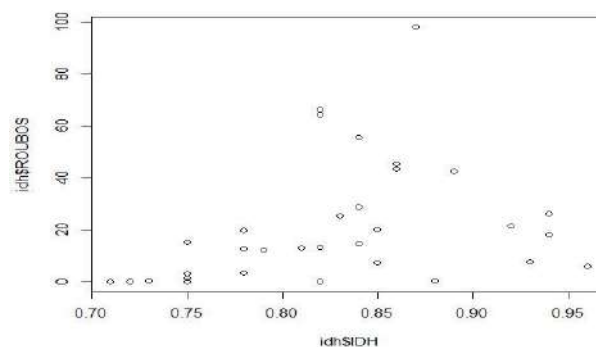


FIGURA 40: DISTRIBUIÇÃO DOS ROUBOS POR IDH.

2.4. Comparação entre os crimes

Com o Box-plot da Figura 41, pode ser feita uma comparação entre a distribuição dos crimes por mês para o conjunto de dados analisados. Observa-se que este banco de dados piloto apresenta um número de homicídios (ano de 2007) superior aos demais crimes.

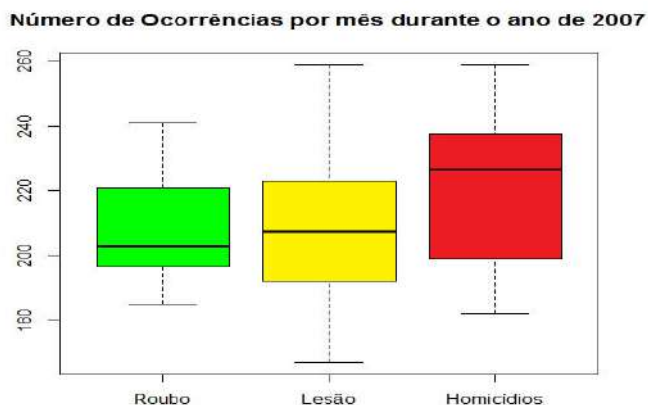


FIGURA 41: COMPARAÇÃO DO NÚMERO DE OCORRÊNCIAS POR MÊS NO ANO DE 2007.

Pode-se verificar a correlação entre o Índice de desenvolvimento humano (IDH) e o número de ocorrência de cada tipo de crime, roubos, lesões e homicídios, em cada região administrativa (RA), e também entre os três tipos de crimes:

- IDH x Número de roubos por RA (Região administrativa): 0,006678417
A correlação próxima de zero entre o IDH e o número de roubos por 10.000 habitantes por RA indica que não há uma relação forte entre as variáveis.
- IDH x Número de lesões por RA : 0,1006346
A correlação positiva pequena no caso das ocorrências de lesões indica pouca influência positiva entre as variáveis.
- IDH x Número de homicídios por RA : -0,4180812
A correlação negativa entre o IDH e o número de homicídios em cada RA no ano de 2007 indica que quanto mais alto o IDH, menor o número de homicídios ocorridos na área.
- Número de roubos x Número de lesões : 0,40963337
Pode-se observar que a correlação entre o número de roubos e o número de lesões em cada região administrativa é a mais forte, e indica que quanto maior o número de roubos, maior o número de lesões.
- Número de roubos x Número de homicídios : 0,204868

A correlação entre o número de roubos e de homicídios ocorridos em cada região também é positivo, ou seja, quanto mais roubos na região, maior o número de homicídios.

- Número de lesões x Número de homicídios : 0,11929935
A correlação entre o número de lesões e o número de homicídios por RA mostra que quanto mais ocorrências de lesões na região, maior o número de homicídios.

3. Análise espacial

A análise exploratória de dados espaciais deve ser empreendida quando há indícios que a localização espacial das observações influencia no fenômeno.

O objetivo dessa análise espacial é aprofundar a compreensão do processo, mostrando que a distribuição espacial dos crimes não é meramente aleatória no espaço, ou seja, tem algum motivo para que ocorram concentrações e afastamentos. A visualização gráfica feita acima é fundamental para a análise espacial, pois pode gerar hipóteses testáveis.

A existência de uma cadeia de florestas na cidade do Rio de Janeiro influencia na distribuição espacial da população. Além disso, o fator socioeconômico presente na distribuição geográfica da população tem grande influência na criminalidade.

3.1. Análise com o pacote *allstats* do R

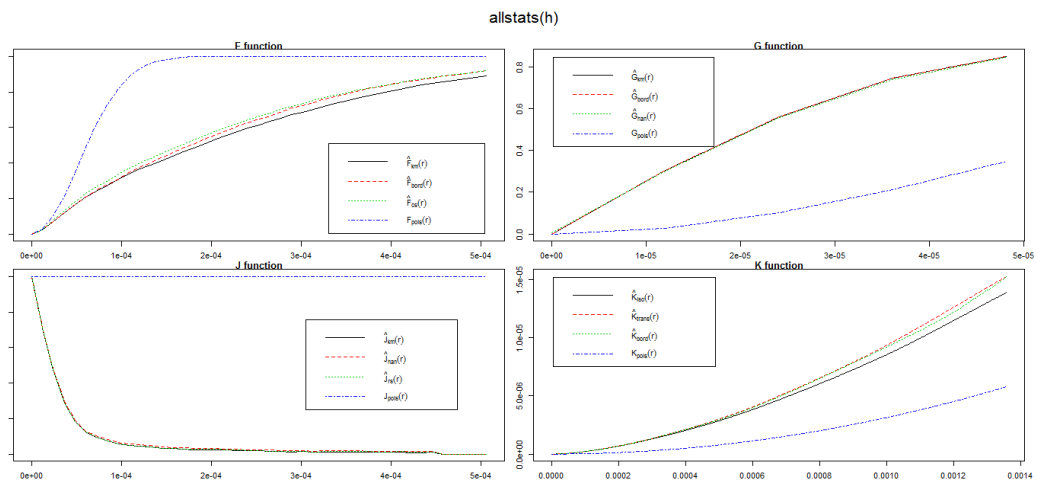
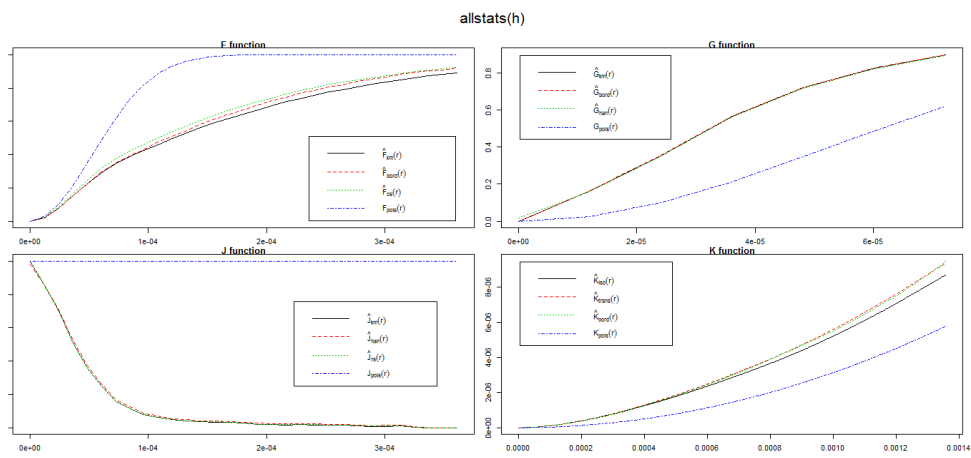
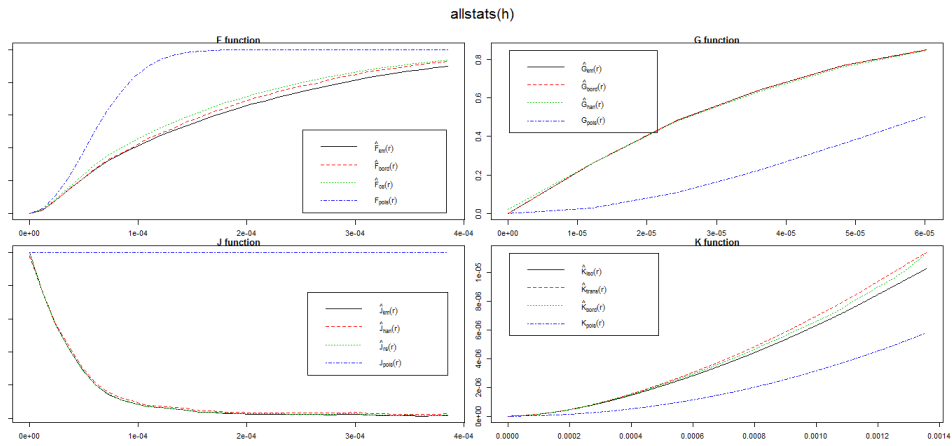
A estatística computacional oferece diversas ferramentas para testar a aleatoriedade do evento (CSR - *complete spatial randomness*). Uma dessas ferramentas, que pertence à biblioteca do pacote *spatstat*, denominada *allstat* é capaz de testar aleatoriedade das observações através de quatro funções do CSR. Para mais informações sobre o tratamento espacial dos dados ver (Baddeley, 2010) (Bivand, Pebesma, & Gómez-Rubio, 2008) e (Yan & Su, 2009).

As Figuras 42, 43 e 44 apresentam os gráficos referentes a ferramentas do *spatstat*, cada figura apresenta quatro gráficos esboçados por funções diferentes, porém com o mesmo objetivo, o de teste de aleatoriedade. São elas as funções F, G, J, K. Em particular a função G mede a distribuição da distância de um evento arbitrário até o evento mais próximo a ele. Se essas distâncias são definidas como $d_i = \min_j \{d_{ij}, \forall j \neq i\}$, $i = 1, 2, \dots, n$, então a função G pode ser estimada como:

$$\hat{G}(r) = \#\{d_i : d_i \leq r, \forall i\} / n,$$

sendo que o numerador é o número de elementos no conjunto das distâncias que são menores ou iguais a d e o denominador (n) é o total de locais observados.

Em todos 12 gráficos abaixo, a linha azul representa um processo puramente aleatório. Os processos estimados representados pelas outras curvas se afastam das linhas azuis indicando a importância da componente espacial no fenômeno da distribuição dos crimes na cidade. Logo, pelas Figuras 42, 43 e 44 pode-se concluir que para os três crimes, as quatro funções de teste mostram que os eventos não são meramente aleatórios no espaço.



3.2 Processo de Poisson

O processo de Poisson é bastante utilizado para representar dados pontuais. Ele pode ser do tipo homogêneo e do tipo não homogêneo.

O processo de Poisson homogêneo é aquele em que a presença de um evento numa certa região A, não influi na presença em outro evento nessa mesma região. A intensidade de ocorrência de eventos (λ) é sempre constante e o número de pontos esperados na região A é proporcional à área de A:

$$E[N(X \cap A)] = \lambda * area(A)$$

Propriedades:

- i) O número de pontos pertencentes a uma certa região A é uma variável aleatória de Poisson.
- ii) O número de pontos esperados em uma região A é $E[N(X \cap A)] = \lambda * area(A)$.
- iii) Se A1, A2 são conjuntos disjuntos então $N[X \cap A1]$ e $N[X \cap A2]$ são variáveis aleatórias independentes.
- iv) Tem que $N[X \cap A] = n$, os n pontos são independentes e uniformemente distribuídos.

Já no processo de Poisson não homogêneo, a intensidade de ocorrência do evento não é constante, assume-se que diferentes fatores podem afetar a distribuição espacial. Em geral ela pode variar de local para local. Assumindo que o número de pontos esperados em uma pequena região de área du em torno do local u é equivalente a $\lambda(u)du$. Então, $\lambda(u)$ é a função de intensidade do processo.

$$E[N(X \cap A)] = \int_A \lambda(u)du$$

Quando há suspeitas de que a intensidade é não homogênea, a mesma pode ser estimada através de técnicas computacionais. Em uma análise pontual, o primeiro passo a ser dado é investigar a intensidade do processo de Poisson.

3.3 Pacote spatstat do R

O *spatstat* é um pacote pertencente ao programa de estatística computacional R que disponibiliza técnicas como quadrat counting e o suavizador de Kernel para estimar a intensidade.

Quadrat counting: dividi-se a janela (construída a partir da borda do mapa da cidade do Rio de Janeiro) em quadratura de mesmo tamanho e conta-se o número de pontos que há em cada uma delas

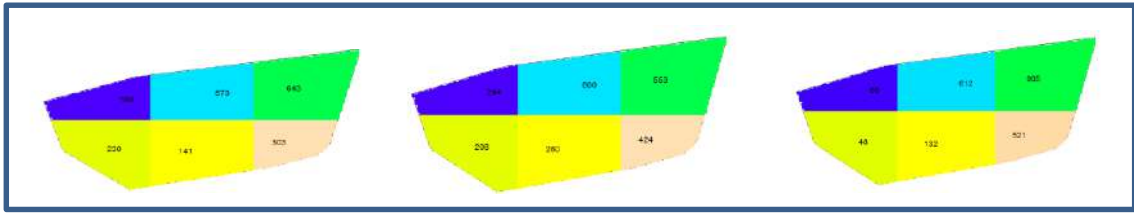


FIGURA 45: QUADRAT COUNTING – HOMICÍDIOS, LESÃO E ROUBO RESPECTIVAMENTE.

Suavizador de kernel

i) Densidade

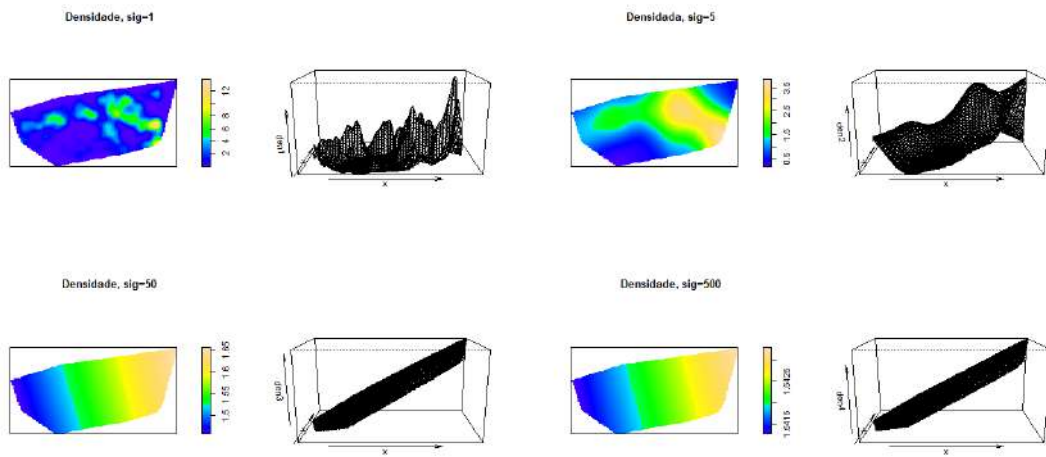


FIGURA 46: DENSIDADE DOS HOMICÍDIOS.

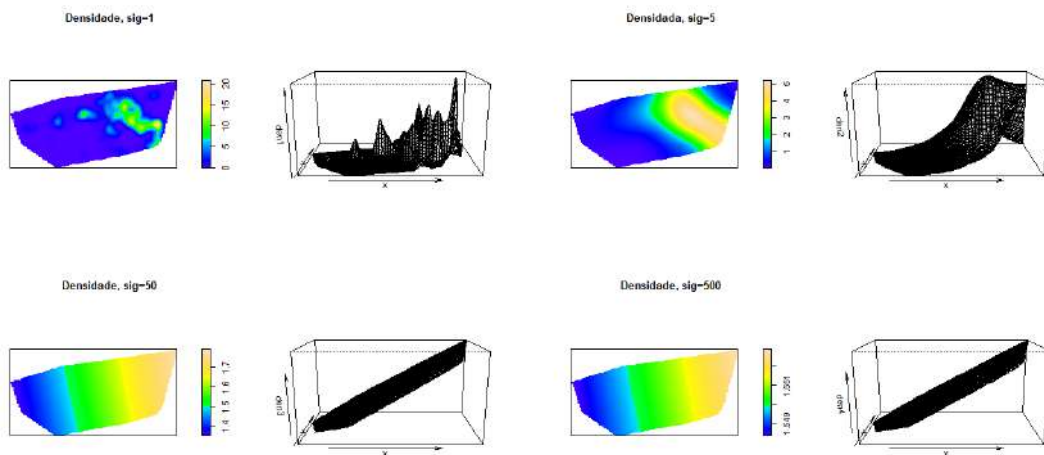


FIGURA 47: DENSIDADE DAS LESÕES.

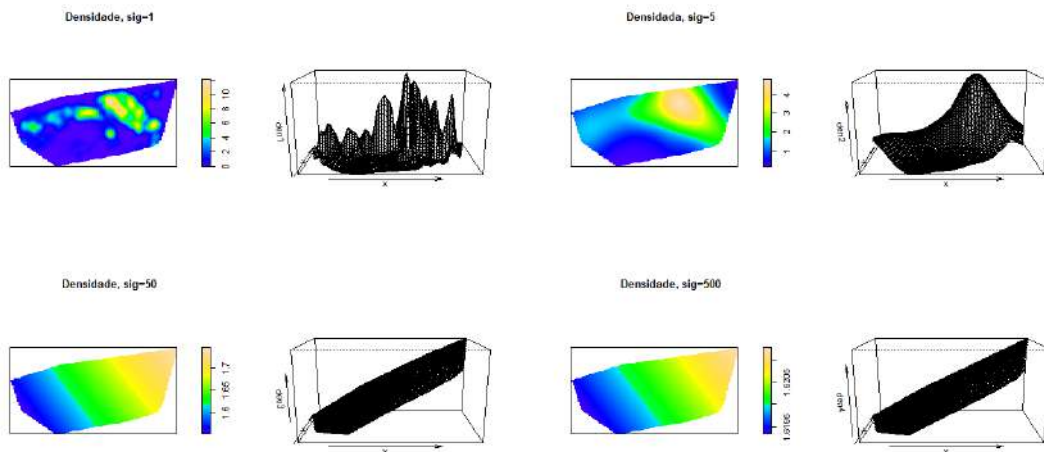


FIGURA 48: DENSIDADE DOS ROUBOS.

Analisando as densidades apresentadas nas figuras acima, observa-se que, independente do sigma utilizado, o crime cresce em direção à zona norte. Essa análise influenciará na escolha dos modelos a serem utilizados.

ii) Teste Chi-quadrado:

É um teste de hipótese baseado no *quadrat counting*, onde:

H_0 : O processo é um processo de Poisson Homogêneo.

H_1 : O processo não é um processo de Poisson Homogêneo.

Na literatura clássica, o Processo de Poisson Homogêneo é usualmente tomado com a hipótese nula apropriada para o processo pontual. O objetivo é analisar o

processo pontual para achar evidências contra a hipótese nula, provando assim que ele não é homogêneo.

Como no *quadrat counting*, o teste qui-quadrado divide a janela em quadraturas de mesmo tamanho, conta-se o número de pontos que há em cada uma delas. Além disso, ele indica a esperança e o χ^2 (com que média os valores observados se desviam do valor esperado).

$$\chi^2 = (\text{valor observado} - \text{valor esperado})^2 / \text{valor esperado}$$

As Figuras 49, 50 e 51 apresentam o teste chi-quadrado para homicídio, lesão e roubo respectivamente. (valor observado na esquerda, esperança na direita e χ^2 embaixo).

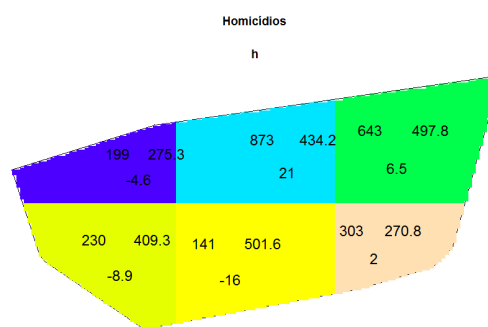


FIGURA 49: TESTE CHI-QUADRADO PARA HOMICÍDIOS.

Homicídios: $\chi^2 = 852.3684$, graus de liberdade = 5, $p\text{-valor} < 2.2 \times 10^{-16}$.

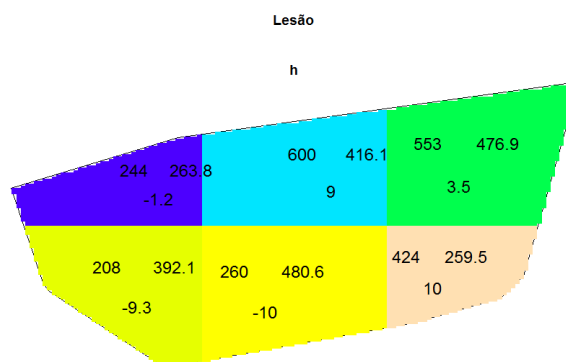


FIGURA 50: TESTE CHI-QUADRADO PARA LESÕES.

Lesão: $\chi^2 = 361.521$, grau de liberdade = 5, $p\text{-valor} < 2.2 \times 10^{-16}$.

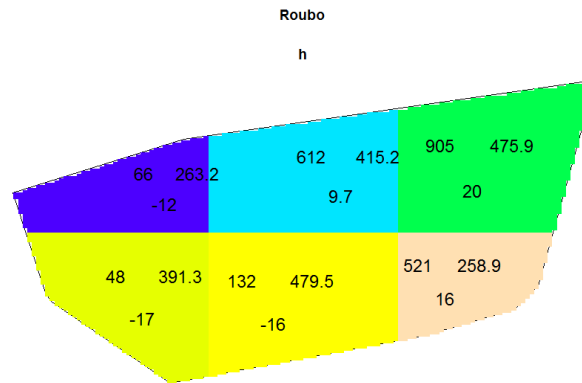


FIGURA 51: TESTE CHI-QUADRADO PARA ROUBOS.

Roubos: = $\chi^2 = 1441.164$, grau de liberdade = 5, $p\text{-valor} < 2.2 \times 10^{-16}$.

Quanto menor o valor p , mais indícios tem-se para rejeitar H_0 . Como os três casos acima apresentam o $p\text{-valor} < 2.2 \times 10^{-16}$, que é um valor muito pequeno, tem-se fortes indícios para rejeitar a hipótese nula.

Com isso, conclui-se que os crimes seguem um processo de Poisson não Homogêneo, ou seja, sua intensidade não é constante e existem fatores que influenciam na intensidade.

3.4. Modelos

A partir das análises feitas anteriormente, tornou-se possível criar modelos que podem explicar o comportamento dos crimes, mostrando que existem co-variáveis que influenciam esse fenômeno. Estes modelos foram testados sobre os dados pontuais georeferenciados.

Testou-se para os crimes modelos com funções de ligação diferente:

M1= Função de Poisson Homogênea.

M2= Função log-linear de Poisson não Homogênea.

M3= Função log-linear de Poisson não Homogênea sem intercepto.

M4= Função log-polinomial de Poisson não Homogênea.

M5= Função log-polinomial de Poisson não Homogênea sem o intercepto.

Para mais informações sobre os modelos ver (Bivand, Pebesma, & Gómez-Rubio, 2008) e ver o manual do pacote spatstat no R em <http://www.spatstat.org/>.

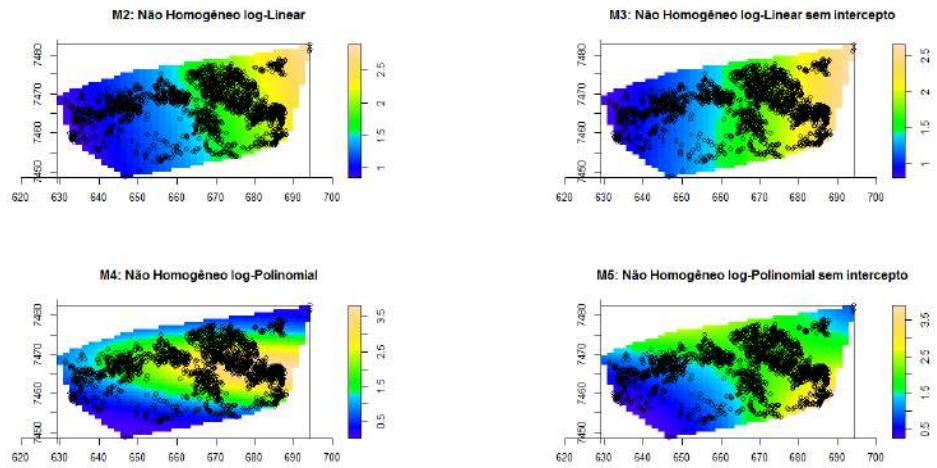


FIGURA 52: REPRESENTAÇÃO GRÁFICA DOS MODELOS DOS HOMICÍDIOS.

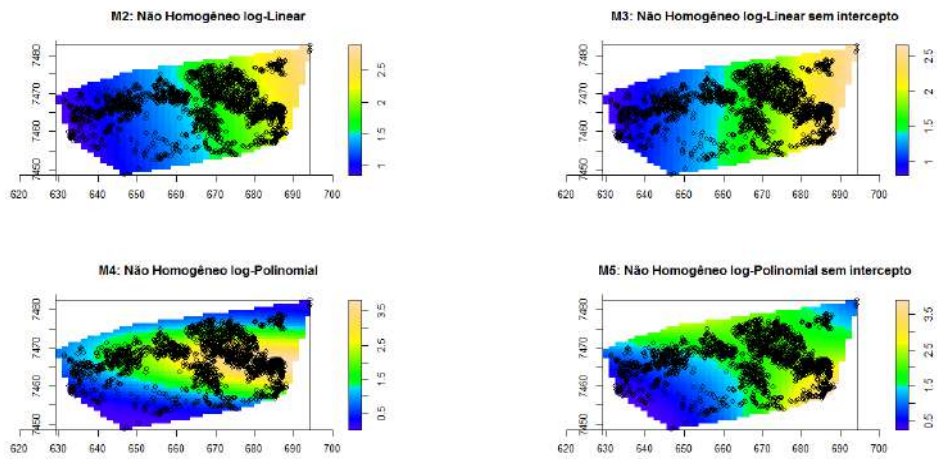
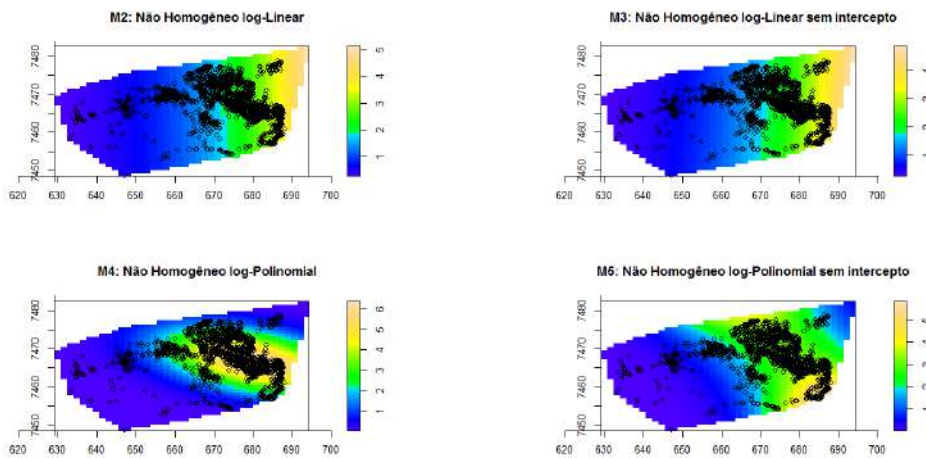


FIGURA 53: REPRESENTAÇÃO GRÁFICA DOS MODELOS DAS LESÕES.



F

FIGURA 54: REPRESENTAÇÃO GRÁFICA DOS MODELOS DOS ROUBOS.

As Figuras 52, 53 e 54 apresentam os gráficos dos modelos de Poisson não Homogêneo que foram testados. O critério de seleção AIC (*Akaike information criterion*) foi utilizado para escolher qual modelo tem melhor ajuste aos dados, Concluiu-se, através da análise das tabelas abaixo, que, para todos os crimes, os melhores ajustes (menor AIC) foram obtidos para os modelos Poisson não homogêneos log-polinomiais com e sem intercepto (M4 e M5).

HOMICÍDIO

MODELOS	AIC
M1	2396.997
M2	2059.864
M3	2281.185
M4	906.2447
M5	1800.855

LESÃO

MODELOS	AIC
M1	2492.501
M2	2285.899
M3	2291.963
M4	1461.187
M5	2020.768

ROUBO

MODELOS	AIC
M1	2497.05
M2	1393.716
M3	1395.974
M4	-486.7839
M5	510.1724

Tabela com resultados dos critérios de seleção de modelos dos crimes.

4. Análise de Regressão

Nesta seção, será analisada a relação entre uma variável de interesse Y (número de crimes por 10.000 habitantes em cada bairro do Rio de Janeiro), e algumas variáveis explicativas X_1, X_2, X_3, X_4 e X_5 (Índice de Desenvolvimento Humano – IDH e as quatro zonas do Rio de Janeiro – Central, Norte, Oeste e Sul).

4.1. Transformações sobre a variável Y

Para trabalhar com modelos de regressão contando com normalidade, serão testadas algumas transformações sobre a variável dependente Y .

Lesões

- 1) Número de lesões por 10.000 habitantes

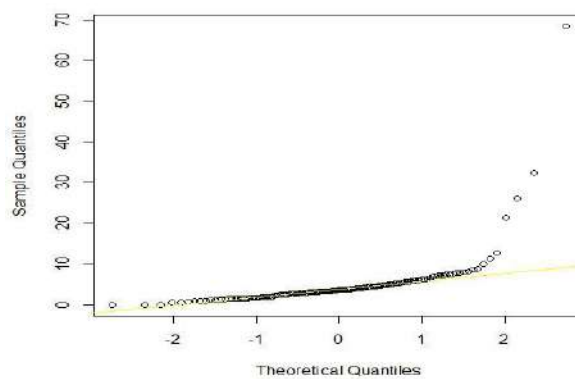


FIGURA 55: GRÁFICO DE NORMALIDADE DO NÚMERO DE LESÕES.

- 2) Logaritmo do número de lesões por 10.000 habitantes.

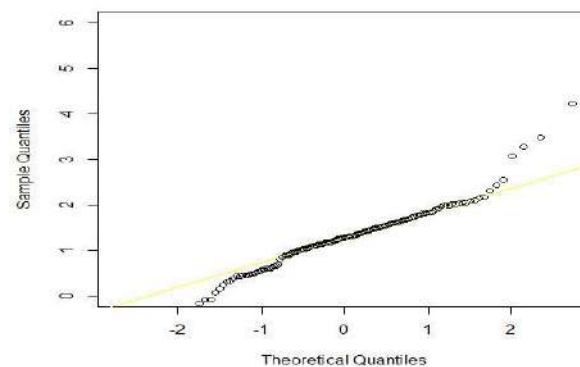


FIGURA 56: GRÁFICO DE NORMALIDADE DO LOGARITMO DO NÚMERO DE LESÕES.

3) Raiz quadrada do número de lesões por 10.000 habitantes

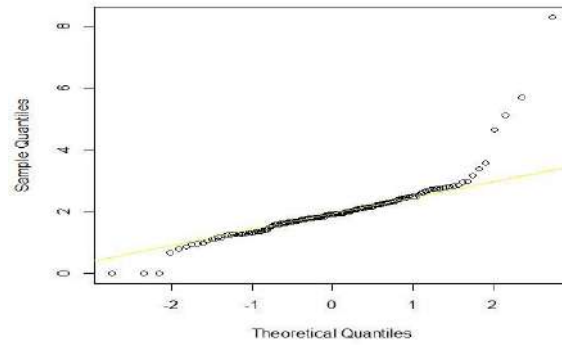


FIGURA 57: GRÁFICO DE NORMALIDADE DA RAÍZ QUADRADA DO NÚMERO DE LESÕES.

4) Quadrado do número de lesões por 10.000 habitantes

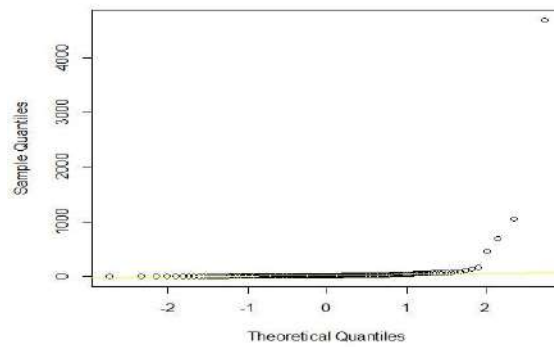


FIGURA 58: GRÁFICO DE NORMALIDADE DO QUADRADO DO NÚMERO DE LESÕES.

Roubos

1) Número de roubos por 10.000 habitantes

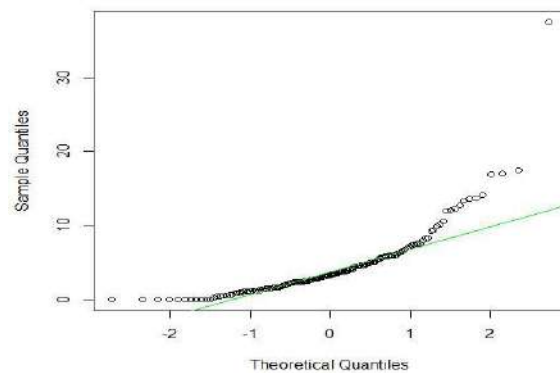


FIGURA 59: GRÁFICO DE NORMALIDADE DO NÚMERO DE ROUBOS.

2) Logaritmo do número de roubos por 10.000 habitantes

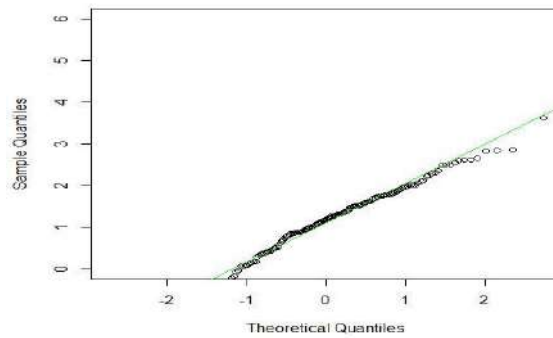


FIGURA 60: GRÁFICO DE NORMALIDADE DO QUADRADO DO NÚMERO DE ROUBOS.

3) Raiz quadrada do número de roubos por 10.000 habitantes

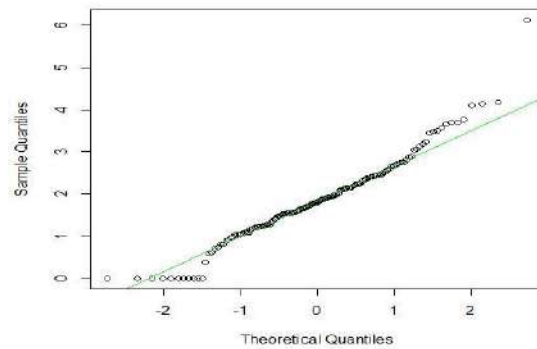


FIGURA 61: GRÁFICO DE NORMALIDADE DA RAIZ QUADRADA DO NÚMERO DE ROUBOS.

4) Quadrado do número de roubos por 10.000 habitantes

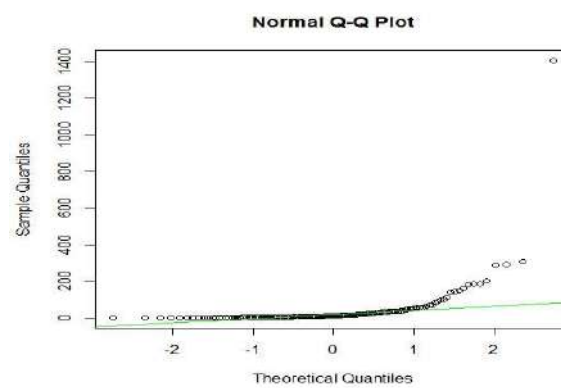


FIGURA 62: GRÁFICO DE NORMALIDADE DO QUADRADO DO NÚMERO DE ROUBOS.

Homicídios

1) Número de homicídios por 10.000 habitantes

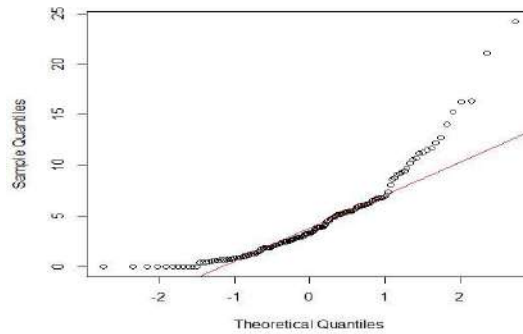


FIGURA 63: GRÁFICO DE NORMALIDADE DO NÚMERO DE HOMICÍDIOS.

2) Logaritmo do número de homicídios por 10.000 habitantes

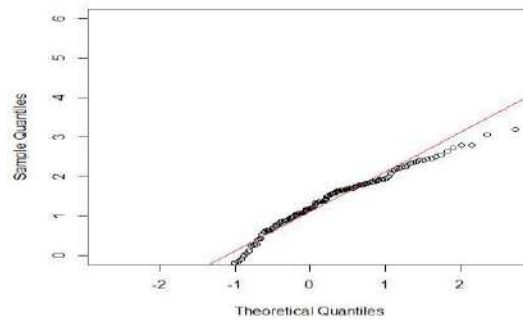


FIGURA 64: GRÁFICO DE NORMALIDADE DO LOGARITMO DO NÚMERO DE HOMICÍDIOS.

3) Raiz quadrada do número de lesões por 10.000 habitantes

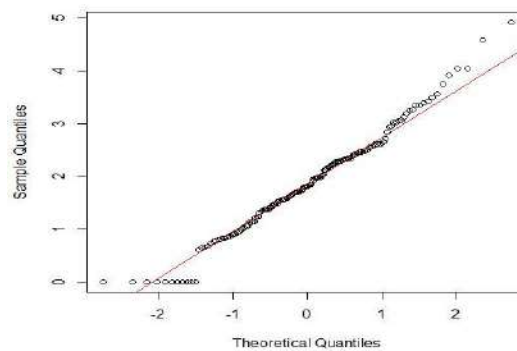


FIGURA 65: GRÁFICO DE NORMALIDADE DA RAIZ QUADRADA DO NÚMERO DE HOMICÍDIOS.

4) Quadrado do número de lesões por 10.000 habitantes

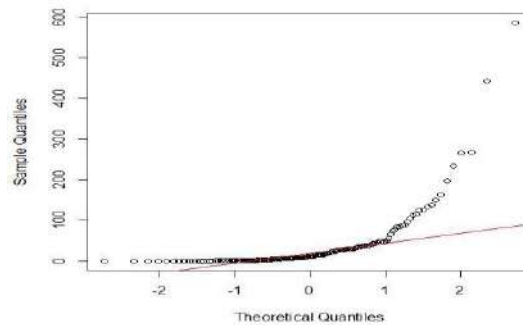


FIGURA 66: GRÁFICO DE NORMALIDADE DO QUADRADO DO NÚMERO DE HOMICÍDIOS.

Nos três tipos de crimes, o gráfico em que os pontos mais se ajustaram à reta que representa a normalidade dos dados foi aquele obtido com a raiz quadrada do número de crimes por 10.000 habitantes. Portanto, esta será a transformação da variável Y utilizada em nossos modelos de regressão.

4.2. Modelos de regressão

Com o objetivo de analisar a influência das variáveis explicativas (IDH e zonas dos bairros) no número de crimes em cada bairro, serão estudados os modelos de regressão linear a seguir.

Neles, analisa-se primeiramente a influência, separadamente, do IDH e das zonas no número de crimes ocorridos por bairro. Em seguida, junta-se as variáveis para testar conjuntamente sua influência na ocorrência dos crimes. Através do software estatístico R, foram feitas as regressões e analisada a significância de cada uma delas.

- **Modelo 1**

O modelo 1 analisa a relação entre a raiz quadrada do número de crimes por 10.000 habitantes e o IDH de cada bairro, para cada tipo de crime do banco de dados.

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \epsilon,$$

Y_i : Raiz quadrada do número de crimes por 10.000 habitantes no i -ésimo bairro

X_i : IDH do i -ésimo bairro.

β_0 : Intercepto.

β_1 : Coeficiente de regressão

ϵ : Erro do modelo

Lesões

	Valor estimado	Erro padrão	Estatística T	Pr(> t)
Intercepto	1.4378	0.9122	1.576	0.117
IDH	0.6477	1.0828	0.598	0.551
Residual standard error: 0.8955 on 156 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.002288, Adjusted R-squared: -0.004108				
F-statistic: 0.3578 on 1 and 156 DF, p-value: 0.5506				

Tabela 4.1

Na Tabela 4.1 é possível analisar o coeficiente de determinação. Este coeficiente mostra, em percentagem, o quanto o modelo consegue explicar os valores observados (raiz quadrada do número de crimes ocorridos por 10 mil habitantes). Como ele está muito próximo de zero, significa que este não é um bom modelo, ou seja, o IDH dos bairros não explica bem o número de lesões ocorridas.

Além disso, é plausível assumir a hipótese de que o coeficiente de regressão é igual a zero, ou seja, o IDH não é significativo na regressão.

Retirando o intercepto deste modelo, ele se torna mais significativo.

$$Y_i = \beta_1 X_i + \epsilon$$

	Valor estimado	Erro padrão	Estatística T	Pr(> t)
IDH	2.34919	0.08497	27.65	<2e-16
Residual standard error: 0.8998 on 157 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.8296, Adjusted R-squared: 0.8285				
F-statistic: 764.4 on 1 and 157 DF, p-value: < 2.2e-16				

Tabela 4.2

Assim, observa-se que 82,96 % da variação do número de lesões em cada bairro é explicada pelo IDH.

A Figura 67 mostra como o número de lesões por 10.000 habitantes ocorridas em cada bairro no ano de 2007 está distribuído em relação ao IDH.

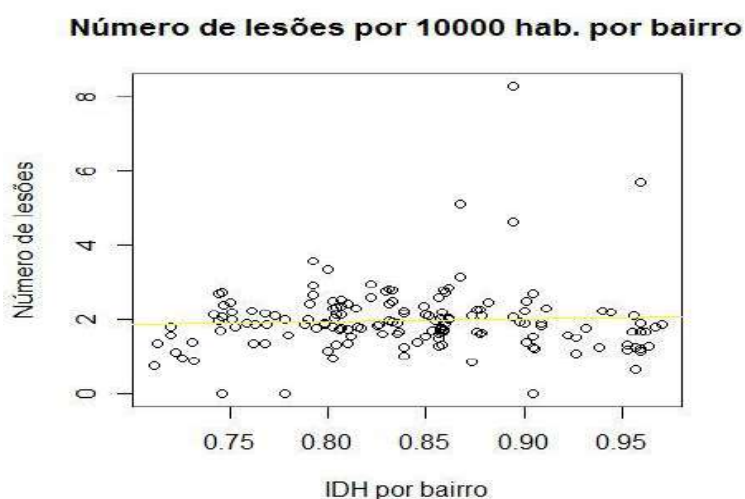


FIGURA 67: GRÁFICO DE DISPERSÃO DO NÚMERO DE LESÕES POR IDH.

Roubos

	Valor estimado	Erro padrão	Estatística T	Pr(> t)
Intercepto	-0.6767	0.9679	-0.699	0.48553
IDH	3.0190	1.1489	2.628	0.00946
Residual standard error: 0.9502 on 156 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.04238, Adjusted R-squared: 0.03625				
F-statistic: 6.905 on 1 and 156 DF, p-value: 0.009456				

Tabela 4.3.

Assim como ocorre para as lesões, o Modelo 1 sem o intercepto explica muito melhor a influência do IDH dos bairros no número de roubos ocorridos em cada um deles.

	Valor estimado	Erro padrão	Estatística T	Pr(> t)
IDH	2.21825	0.08959	24.76	<2e-16
Residual standard error: 0.9486 on 157 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.7961, Adjusted R-squared: 0.7948				
F-statistic: 613.1 on 1 and 157 DF, p-value: < 2.2e-16				

Tabela 4.4

Percebe-se que o coeficiente de regressão β_1 é diferente de zero, e que 79,61% da variação no número de roubos por bairro é explicado pelo IDH. A Figura 68 ilustra o número de roubos ocorridos pelo IDH de cada bairro.

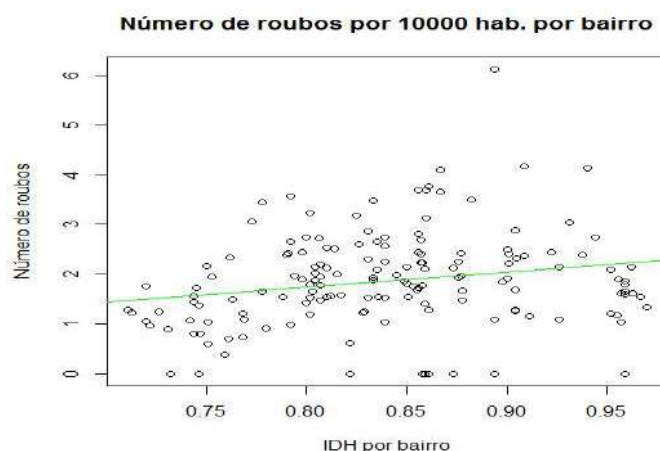


FIGURA 68: GRÁFICO DE DISPERSÃO DO NÚMERO DE ROUBOS POR IDH.

Homicídios

	Valor estimado	Erro padrão	Estatística T	Pr(> t)
Intercepto	7.8191	0.8669	9.020	6.53e-16
IDH	-7.0914	1.0290	-6.891	1.29e-10
Residual standard error: 0.851 on 156 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.2334, Adjusted R-squared: 0.2285				
F-statistic: 47.49 on 1 and 156 DF, p-value: 1.287e-10				

Tabela 4.5

Apesar de ser um pouco mais significativo para os homicídios, o Modelo 1 sem o intercepto também se ajusta melhor aos dados. Além disso, o coeficiente de regressão é negativo, o que significa que quanto maior o IDH, menor o número de crimes no bairro. Este resultado fica mais claro ao analisar o gráfico da Figura 69.

	Valor estimado	Erro padrão	Estatística T	Pr(> t)
IDH	2.16189	0.09882	21.88	<2e-16
Residual standard error: 1.046 on 157 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.753, Adjusted R-squared: 0.7514				
F-statistic: 478.6 on 1 and 157 DF, p-value: < 2.2e-16				

Tabela 4.6

O Modelo 1 sem o intercepto explica 75,3 % da variação do número de homicídios por 10000 habitantes em cada bairro do Rio de Janeiro.

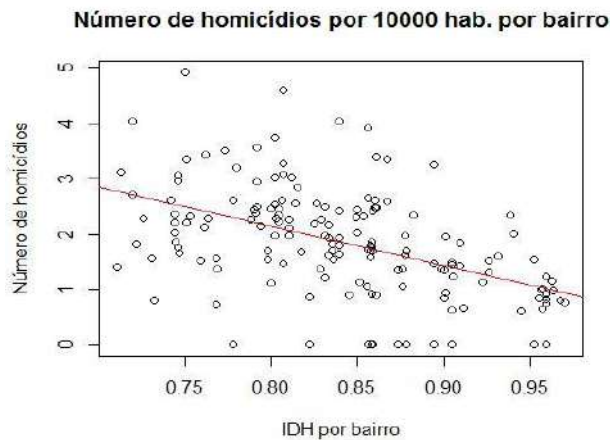


FIGURA 69: GRÁFICO DE DISPERSÃO DO NÚMERO DE HOMICÍDIOS POR IDH.

- **Modelo 2**

Este modelo analisa o número de crimes por 10000 habitantes em função da zona de cada bairro, para cada tipo de crime. São consideradas as quatro zonas da cidade do Rio de Janeiro: Central, Norte, Oeste e Sul, sendo cada uma delas uma variável indicadora.

$$Y_i = \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \beta_4 X_{4i} + \varepsilon,$$

Y_i : Raiz quadrada do número de crimes por 10.000 habitantes no i -ésimo bairro.

X_{1i} : Igual a 1, se o bairro pertence à zona central, e igual a zero caso contrário.

X_{2i} : Igual a 1, se o bairro pertence à zona norte, e igual a zero caso contrário.

X_{3i} : Igual a 1, se o bairro pertence à zona oeste, e igual a zero caso contrário.

X_{4i} : Igual a 1, se o bairro pertence à zona sul, e igual a zero caso contrário.

ε : Erro do modelo.

Lesões

	Valor estimado	Erro padrão	Estatística T	Pr(> t)
Zona Central	2.95105	0.32351	9.122	3.83e-16
Zona Norte	1.89636	0.08828	21.481	< 2e-16
Zona Oeste	2.21038	0.13706	16.127	< 2e-16
Zona Sul	1.55531	0.20174	7.709	1.46e-12
Residual standard error: 0.8559 on 154 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.8487, Adjusted R-squared: 0.8448				
F-statistic: 216 on 4 and 154 DF, p-value: < 2.2e-16				

Tabela 4.7

Roubos

	Valor estimado	Erro padrão	Estatística T	Pr(> t)
Zona Central	2.3942	0.3437	6.966	8.92e-11
Zona Norte	2.0906	0.0938	22.289	< 2e-16
Zona Oeste	1.3110	0.1456	9.003	7.83e-16
Zona Sul	1.6277	0.2144	7.594	2.80e-12
Residual standard error: 0.9094 on 154 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.8162, Adjusted R-squared: 0.8115				
F-statistic: 171 on 4 and 154 DF, p-value: < 2.2e-16				

Tabela 4.8

Homicídios

	Valor estimado	Erro padrão	Estatística T	Pr(> t)
Zona Central	2.32610	0.33998	6.842	1.74e-10
Zona Norte	2.05263	0.09278	22.124	< 2e-16
Zona Oeste	1.78118	0.14404	12.366	< 2e-16
Zona Sul	0.87315	0.21201	4.118	6.21e-05
Residual standard error: 0.8995 on 154 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.821, Adjusted R-squared: 0.8163				
F-statistic: 176.5 on 4 and 154 DF, p-value: < 2.2e-16				

Tabela 4.9

Para os três tipos de crimes, a zona em que o bairro se localiza tem bastante influência no número de ocorrências, sendo mais significativa para as lesões, onde 84,87% da variância em Y (Número de crimes por 10000 habitantes em cada bairro) é explicada pelas variáveis independentes X_i 's.

Ainda, no Modelo 2, para os três tipos de crimes, as variáveis explicativas são bastante significativas na regressão, sendo todos os coeficientes diferentes de zero.

- **Modelo 3**

O modelo 3 relaciona o número de crimes tanto com o IDH quanto com a zona em que cada bairro se localiza, para cada tipo de crime.

$$Y_i = \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \beta_4 X_{4i} + \beta_5 X_{5i} + \epsilon,$$

Y_i : Raiz quadrada do número de crimes por 10.000 habitantes no i -ésimo bairro.

X_{1i} : Igual a 1, se o bairro pertence à zona central, e igual a zero caso contrário.

X_{2i} : Igual a 1, se o bairro pertence à zona norte, e igual a zero caso contrário.

X_{3i} : Igual a 1, se o bairro pertence à zona oeste, e igual a zero caso contrário.

X_{4i} : Igual a 1, se o bairro pertence à zona sul, e igual a zero caso contrário.

X_{5i} : IDH do i -ésimo bairro.

ϵ : Erro do modelo.

Lesões

	Valor estimado	Erro padrão	Estatística T	Pr(> t)
Zona Central	0.6713	1.0111	0.664	0.5077
Zona Norte	-0.4306	0.9834	-0.438	0.6621
Zona Oeste	-0.0651	0.9673	-0.067	0.9464
Zona Sul	-1.0320	1.1071	-0.932	0.3527
IDH	2.7884	1.1737	2.376	0.0188
Residual standard error: 0.8433 on 153 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.8541, Adjusted R-squared: 0.8494				
F-statistic: 179.2 on 5 and 153 DF, p-value: < 2.2e-16				

Tabela 4.10

Ao analisar o Modelo 3 para as ocorrências de roubos no ano de 2007, percebe-se que os coeficientes de regressão ligados à Zona Central e à Zona Norte podem ser iguais a zero, o que indica que este não é um bom modelo para entender os dados.

Roubos

	Valor estimado	Erro padrão	Estatística T	Pr(> t)
Zona Central	-0.9665	1.0558	-0.915	0.3614
Zona Norte	-1.3398	1.0268	-1.305	0.1939
Zona Oeste	-2.0435	1.0100	-2.023	0.0448
Zona Sul	-2.1865	1.1560	-1.891	0.0604
IDH	4.1106	1.2256	3.354	0.0010
Residual standard error: 0.8806 on 153 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.8288, Adjusted R-squared: 0.8232				
F-statistic: 148.2 on 5 and 153 DF, p-value: < 2.2e-16				

Tabela 4.11

Ao analisar o Modelo 3 para as ocorrências de roubos no ano de 2007, percebe-se que os coeficientes de regressão ligados à Zona Central e à Zona Norte podem ser iguais a zero.

Homicídios

	Estimado	Erro padrão	Estatística T	Pr(> t)
Zona Central	7.3792	0.9927	7.433	7.02e-12
Zona Norte	7.2105	0.9655	7.468	5.77e-12
Zona Oeste	6.8248	0.9497	7.186	2.74e-11
Zona Sul	6.6080	1.0869	6.080	9.21e-09
IDH	-6.1806	1.1524	-5.363	2.96e-07
Residual standard error: 0.828 on 153 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.8493, Adjusted R-squared: 0.8444				
F-statistic: 172.5 on 5 and 153 DF, p-value: < 2.2e-16				

Tabela 4.12

No caso dos homicídios, este parece ser um modelo adequado. Além do coeficiente de determinação estar próximo de 1 (0,8493), a hipótese de que as variáveis explicativas não são significativas no modelo é rejeitada.

4.3. Análise Bayesiana

Para fazer uma abordagem Bayesiana, é preciso estipular uma distribuição a priori para os parâmetros do modelo. Utilizando o software R, supõe-se distribuições a priori não informativas: para o vetor beta (vetor com os coeficientes de regressão do modelo), uma normal multivariada com vetor de médias zero, e para a variância do erro, uma gama inversa. Dessa maneira, a forma da distribuição a posteriori é exata para conjugação normal. Para fins de exibição de resultados foi utilizado o pacote MCMC do R. Para uma visão mais detalhada sobre estatística bayesiana e métodos Monte Carlo via cadeia de Markov ver (Gamerman & Lopes, 2006)

Serão analisados os mesmos modelos propostos na seção anterior.

- **Modelo 1**

Lesões

A Tabela 4.13 mostra as estimativas bayesianas da média e da variância da densidade de cada um dos coeficientes com 95% de confiança, para as lesões ocorridas no ano de 2007.

	Mean	Std. Deviation	Naive SE	Time-series SE
Intercepto	1.4438	0.91843	0.0091843	0.0091843
IDH	0.6405	1.09131	0.0109131	0.0109131
Sigma2	0.8129	0.09386	0.0009386	0.0009569

Tabela 4.13

A Figura 70 apresenta os gráficos das saídas do MCMC para os parâmetros do Modelo 1 para lesões. Pode-se observar a convergência do modelo para a amostra a posteriori dos parâmetros. Além disso, é possível perceber pelo gráfico que mostra a densidade do parâmetro x (IDH) que o valor zero está dentro do intervalo de credibilidade do parâmetro, ou seja, há evidências de que o IDH não é significativo no modelo em questão.

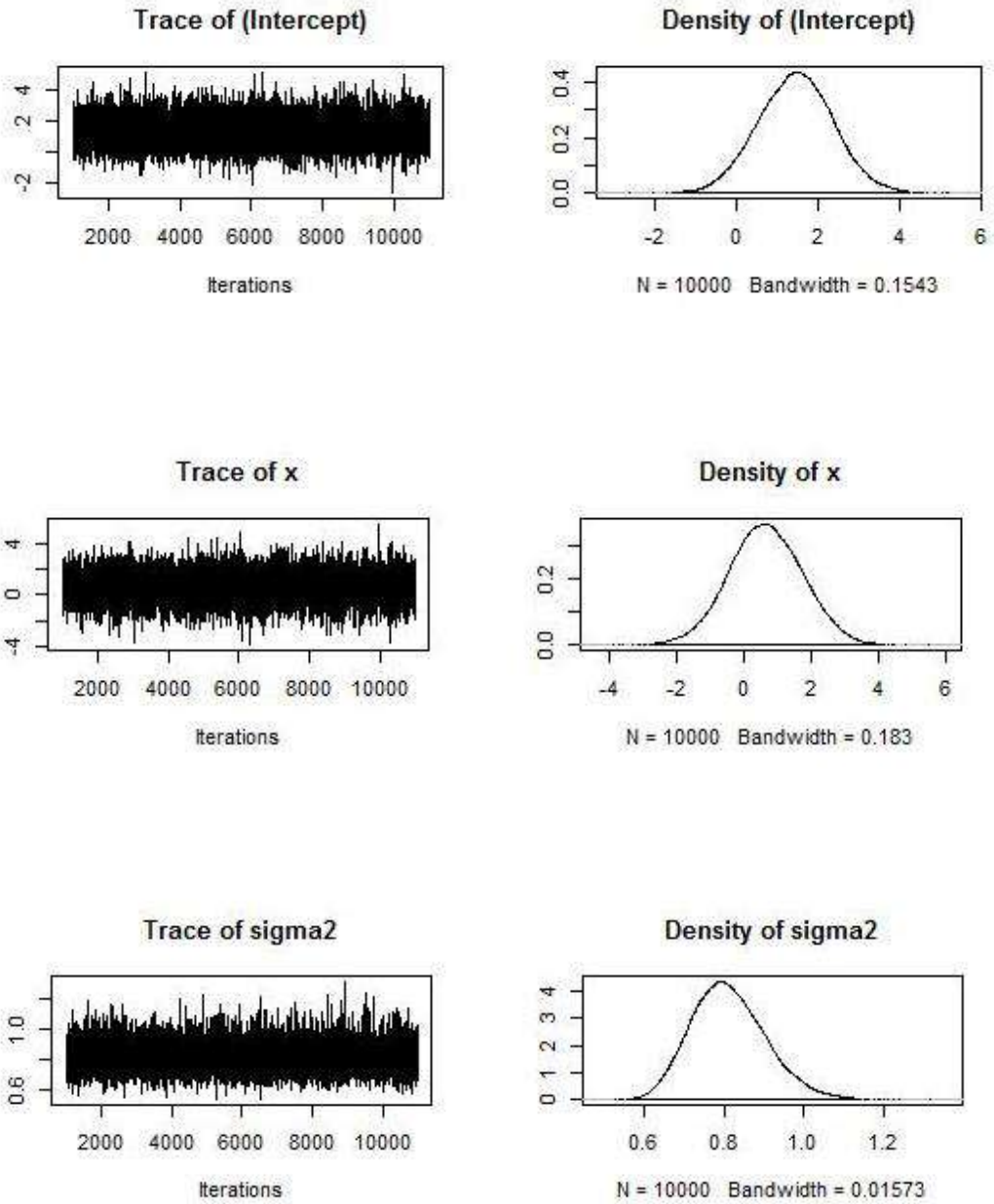


FIGURA 70: TRAÇOS E DENSIDADES DOS COEFICIENTES DE CADA VARIÁVEL EXPLICATIVA DO MODELO.

Para o modelo sem intercepto, temos os seguintes resultados na Tabela 4.14.

	Mean	Std. Deviation	Naive SE	Time-series SE
IDH	2.3503	0.08574	0.0008574	0.0008745
sigma2	0.8196	0.09400	0.0009400	0.0009620

Tabela 4.14.

Na Figura 71 verifica-se que o Modelo 1 sem o intercepto também convergirá, e o parâmetro IDH não assume o valor zero, sendo significativo no modelo em questão.

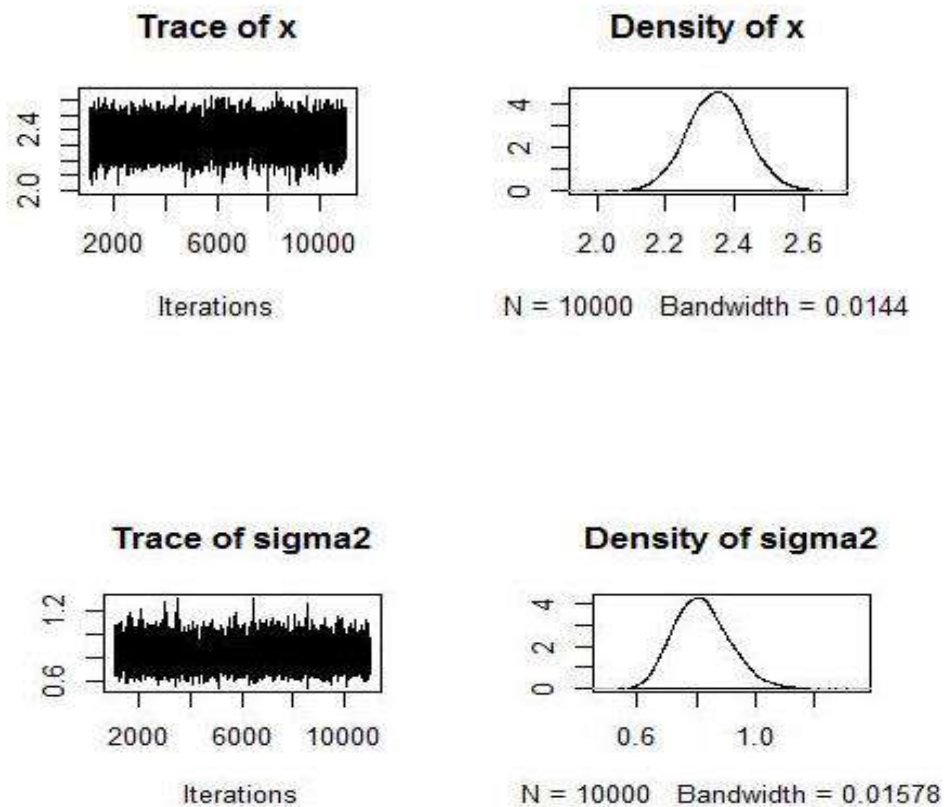


FIGURA 71: TRAÇOS E DENSIDADES DOS COEFICIENTES DE CADA VARIÁVEL EXPLICATIVA DO MODELO.

Roubos

A Tabela 4.15 mostra as estimativas bayesianas da média e da variância da densidade de cada um dos coeficientes para os roubos ocorridos no ano de 2007. Na Figura 72 observa-se a convergência do modelo para a amostra a posteriori dos parâmetros, e as densidades dos coeficientes de cada variável explicativa. É notável que o intercepto pode assumir o valor zero, sendo assim não significativo no modelo.

	Mean	Std. Deviation	Naive SE	Time-series SE
Intercept	-0.6703	0.9745	0.009745	0.009745
IDH	3.0115	1.1579	0.011579	0.011579
sigma2	0.9152	0.1057	0.001057	0.001077

Tabela 4.15.

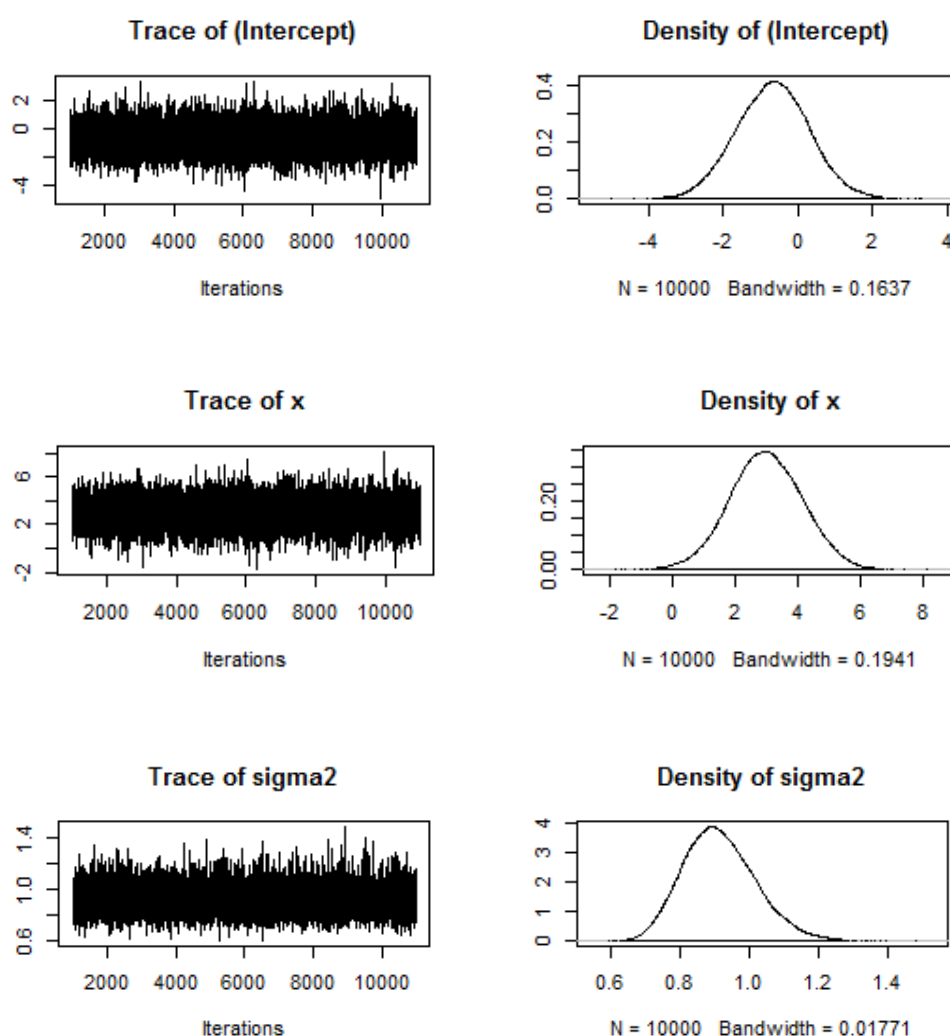


FIGURA 72: TRAÇOS E DENSIDADES DOS COEFICIENTES DE CADA VARIÁVEL EXPLICATIVA.

A Tabela 4.16 mostra as estimativas das médias e variâncias dos parâmetros após a retirada do intercepto do modelo 1 para os roubos. A Figura 73 apresenta os gráficos de convergência do modelo para a amostra a posteriori dos parâmetros, e também as densidades dos coeficientes das variáveis explicativas. Verifica-se que o IDH se torna mais significativo no modelo sem o intercepto.

	Mean	Std. Deviation	Naive SE	Time-series SE
IDH	2.2194	0.0904	0.000904	0.000922
sigma2	0.9111	0.1045	0.001045	0.001069

Tabela 4.16.

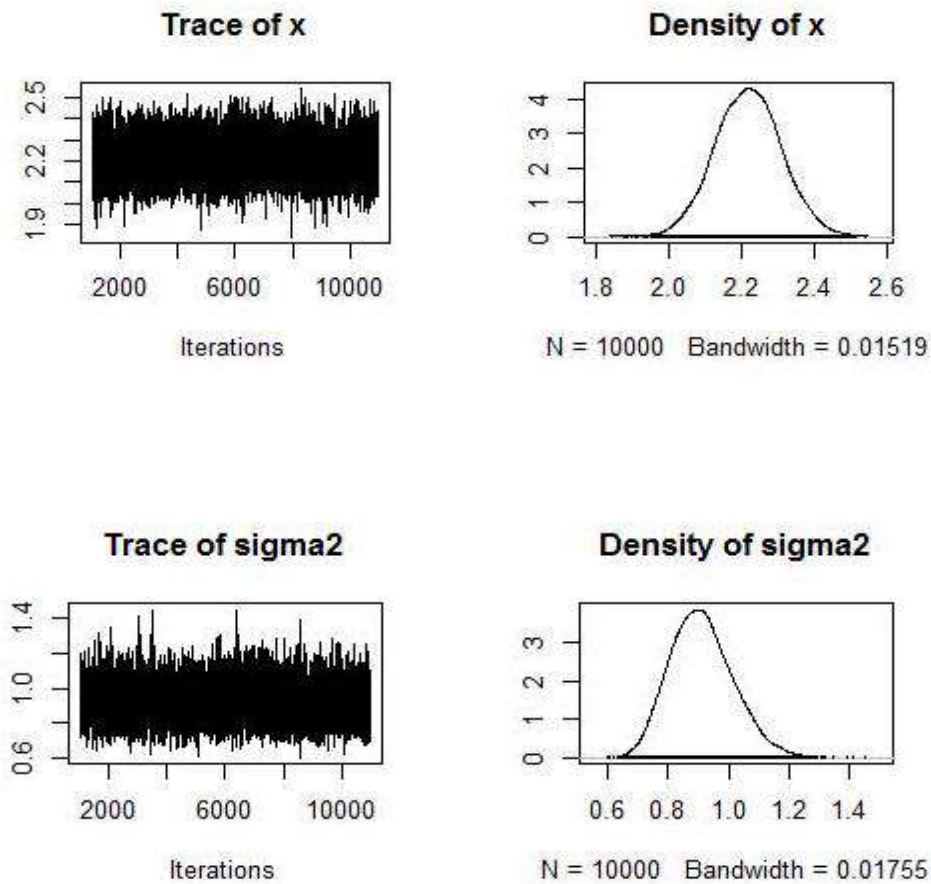


FIGURA 73: TRAÇOS E DENSIDADES DOS COEFICIENTES DE CADA VARIÁVEL EXPLICATIVA.

Homicídios

A Tabela 3.17 apresenta as estimativas bayesianas da média e da variância da densidade de cada um dos coeficientes para os homicídios ocorridos no ano de 2007. É possível perceber a influência negativa do IDH no número de homicídios ocorridos em cada bairro, ou seja, quanto menor o IDH, maior o número de crimes na região. A Figura 74 mostra a convergência do modelo para a amostra a posteriori dos parâmetros, e as densidades dos coeficientes de cada variável explicativa.

	Mean	Std. Deviation	Naive SE	Time-series SE
Intercept	7.8248	0.87281	0.0087281	0.0087281
IDH	-7.0982	1.03710	0.0103710	0.0103710
sigma2	0.7342	0.08476	0.0008476	0.0008641

Tabela 4.17.

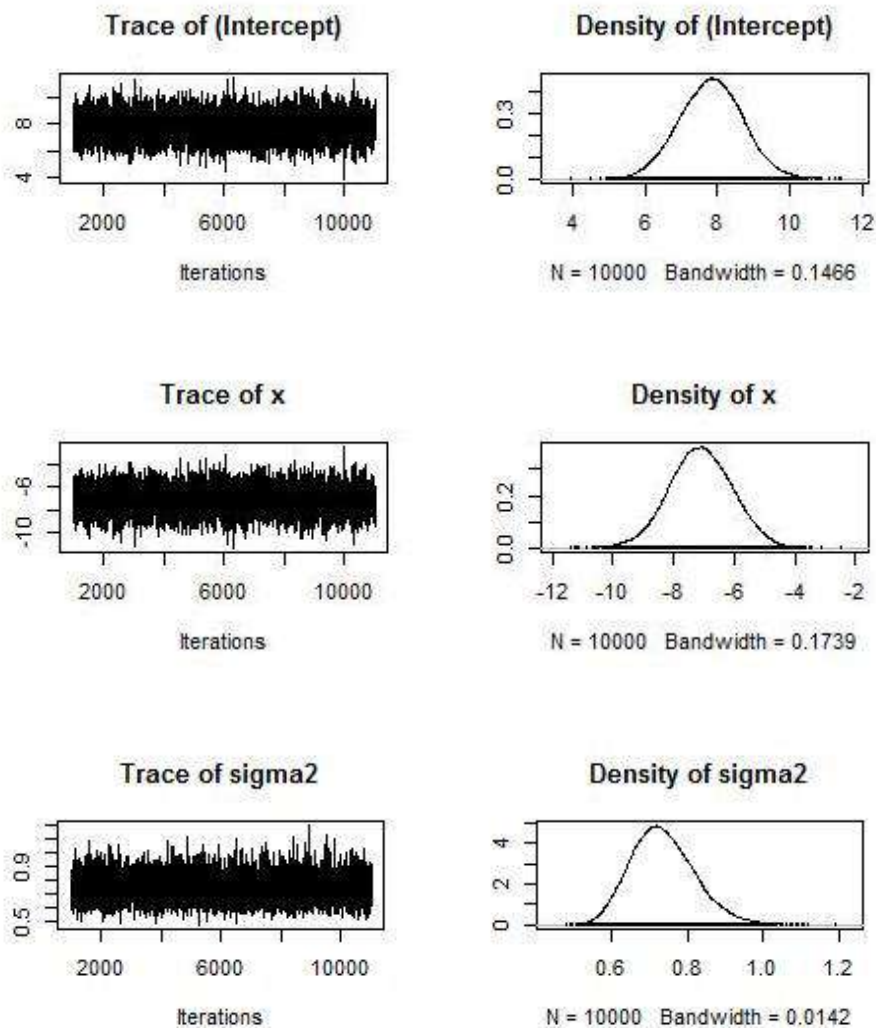


FIGURA 74: TRAÇOS E DENSIDADES DOS COEFICIENTES DE CADA VARIÁVEL EXPLICATIVA.

A Tabela 4.18 mostra as estimativas das médias e das variâncias dos parâmetros no Modelo 1 sem o intercepto. A Figura 75 mostra a convergência do modelo para a amostra a posteriori dos parâmetros, e as densidades dos coeficientes de cada variável explicativa. Observa-se que, assim como ocorre para os demais crimes, há uma melhora no modelo analisado.

	Mean	Std. Deviation	Naive SE	Time-series SE
IDH	2.163	0.09971	0.0009971	0.001017
sigma2	1.109	0.12714	0.0012714	0.001301

Tabela 4.18.

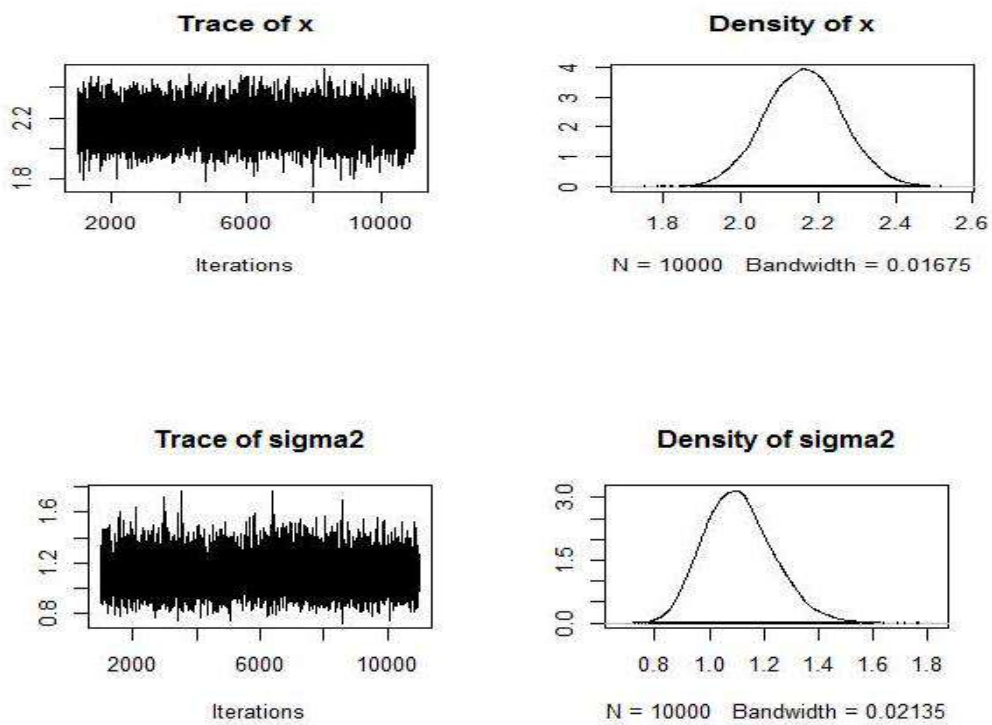


FIGURA 75: TRAÇOS E DENSIDADES DOS COEFICIENTES DE CADA VARIÁVEL EXPLICATIVA.

- **Modelo 2**

As Tabelas 4.19, 4.20 e 4.21 trazem as estimativas das médias e variâncias das densidades dos parâmetros do modelo 2 em cada tipo de crime ocorrido no ano de 2007 no Rio de Janeiro.

As Figuras 76, 78 e 79 mostram a convergência do modelo para os três tipos de crime, e a densidade dos coeficientes de cada variável explicativa, onde é possível observar que o valor zero não está dentro dos intervalos de credibilidade dos parâmetros, ou seja, a hipótese de que os coeficientes assumem valor nulo é rejeitada.

Lesões

	Mean	Std. Deviation	Naive SE	Time-series SE
Zona central	2.9493	0.32563	0.0032563	0.0032563
Zona norte	1.8960	0.08971	0.0008971	0.0008971
Zona oeste	2.2093	0.13590	0.0013590	0.0013271
Zona sul	1.5568	0.20244	0.0020244	0.0020244
Sigma2	0.7407	0.20244	0.0008524	0.0008890

Tabela 4.19.

Os gráficos das Figuras 77, 79 e 81 permitem uma melhor comparação das densidades dos coeficientes do modelo. Pode-se observar que a Zona Central influencia mais o modelo do que as demais zonas, tanto para lesões, quanto para roubos e homicídios.

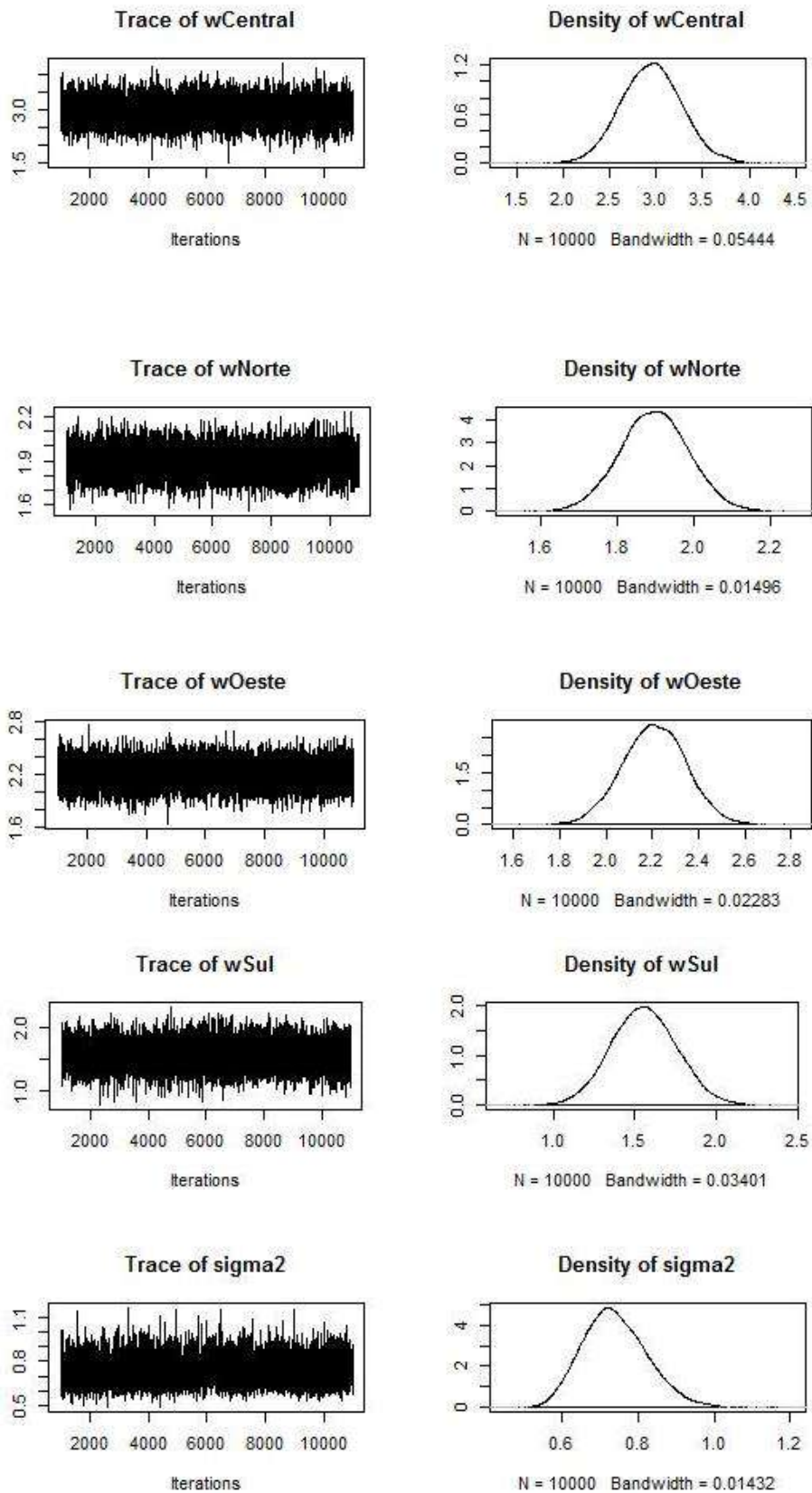


FIGURA 76: TRAÇOS E DENSIDADES DOS COEFICIENTES DE CADA VARIÁVEL EXPLICATIVA.

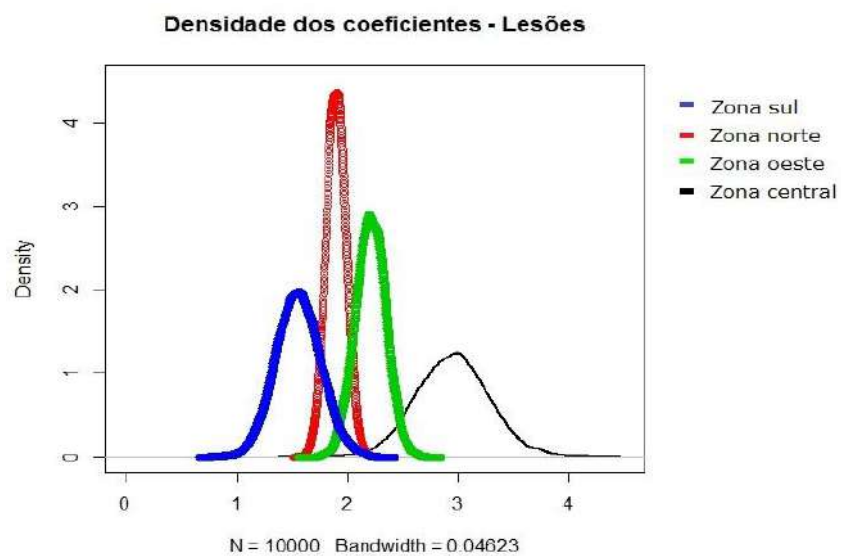


FIGURA 77: DENSIDADES DOS COEFICIENTES DE CADA VARIÁVEL EXPLICATIVA.

Roubos

	Mean	Std. Deviance	Naïve SE	Time-series SE
Zona central	2.3923	0.34598	0.0034598	0.0034598
Zona norte	2.0902	0.09532	0.0009532	0.0009532
Zona oeste	1.3099	0.14439	0.0014439	0.0014100
Zona sul	1.6293	0.21509	0.0021509	0.0021509
Sigma2	0.8361	0.09622	0.0009622	0.0010035

Tabela 4.20.

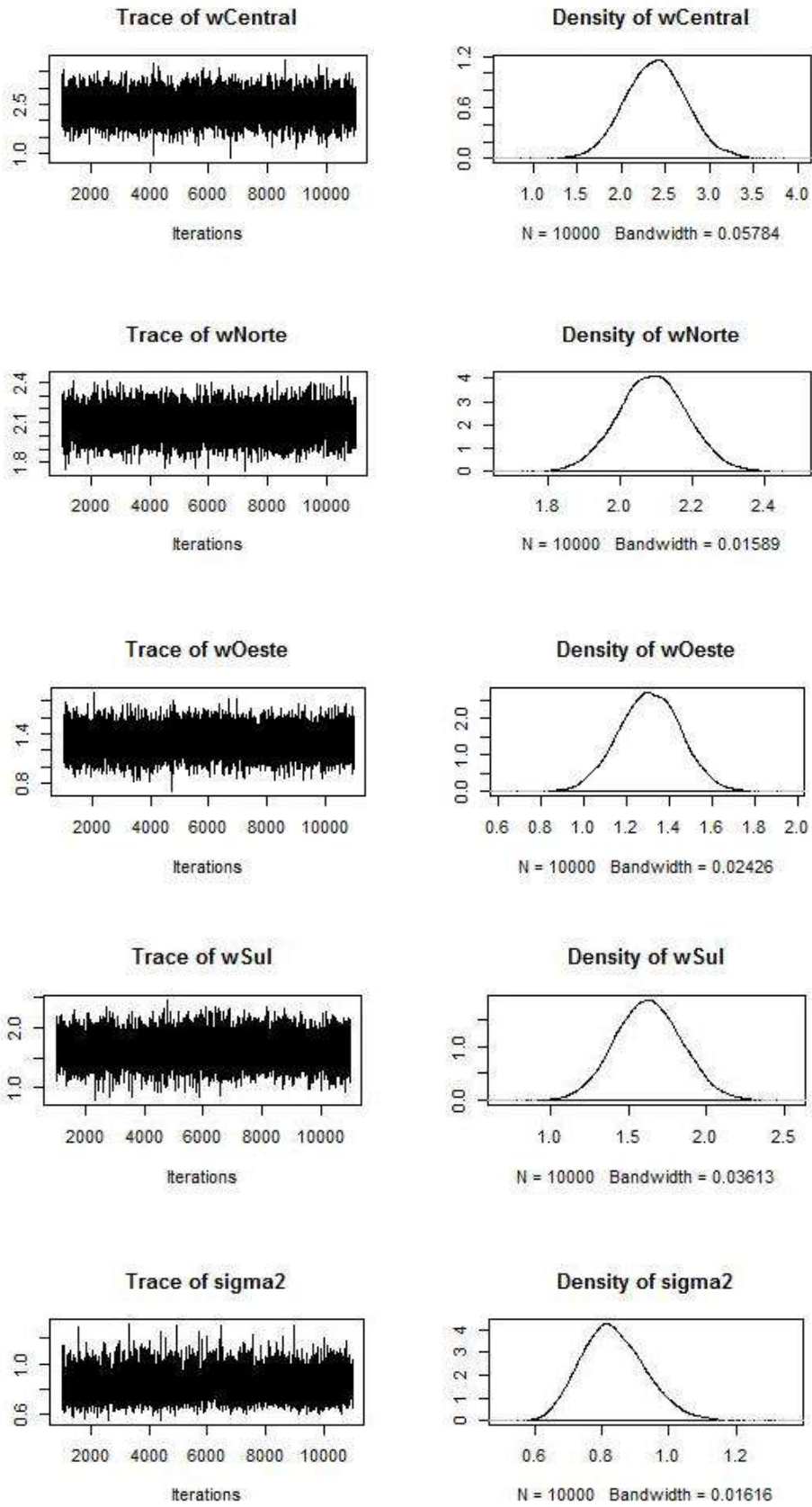


FIGURA 78: TRAÇOS E DENSIDADES DOS COEFICIENTES DE CADA VARIÁVEL EXPLICATIVA.

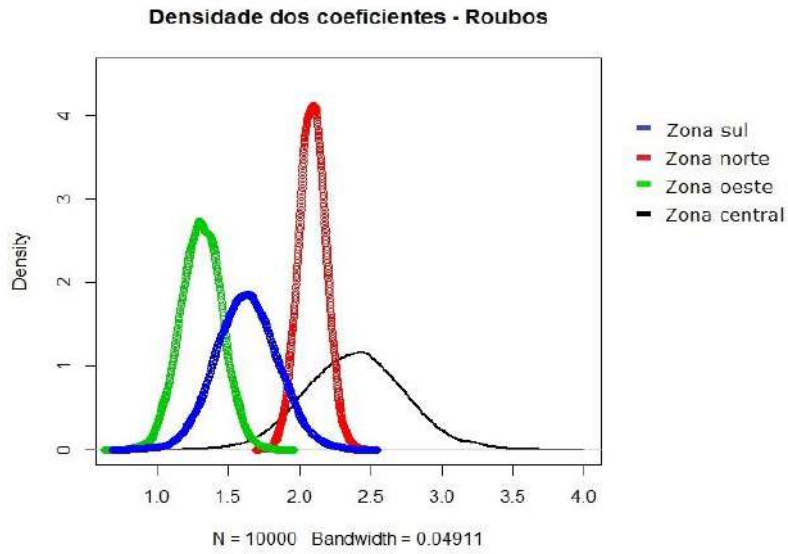


FIGURA 79: DENSIDADES DOS COEFICIENTES DE CADA VARIÁVEL EXPLICATIVA.

Homicídios

	Mean	Std. Deviance	Naïve SE	Time-series SE
Zona central	2.3242	0.34221	0.0034221	0.0034221
Zona norte	2.0522	0.09428	0.0009428	0.0009428
Zona oeste	1.7801	0.14282	0.0014282	0.0013947
Zona sul	0.8747	0.21275	0.0021275	0.0021275
Sigma2	0.8181	0.09414	0.0009414	0.0009818

Tabela 4.21.

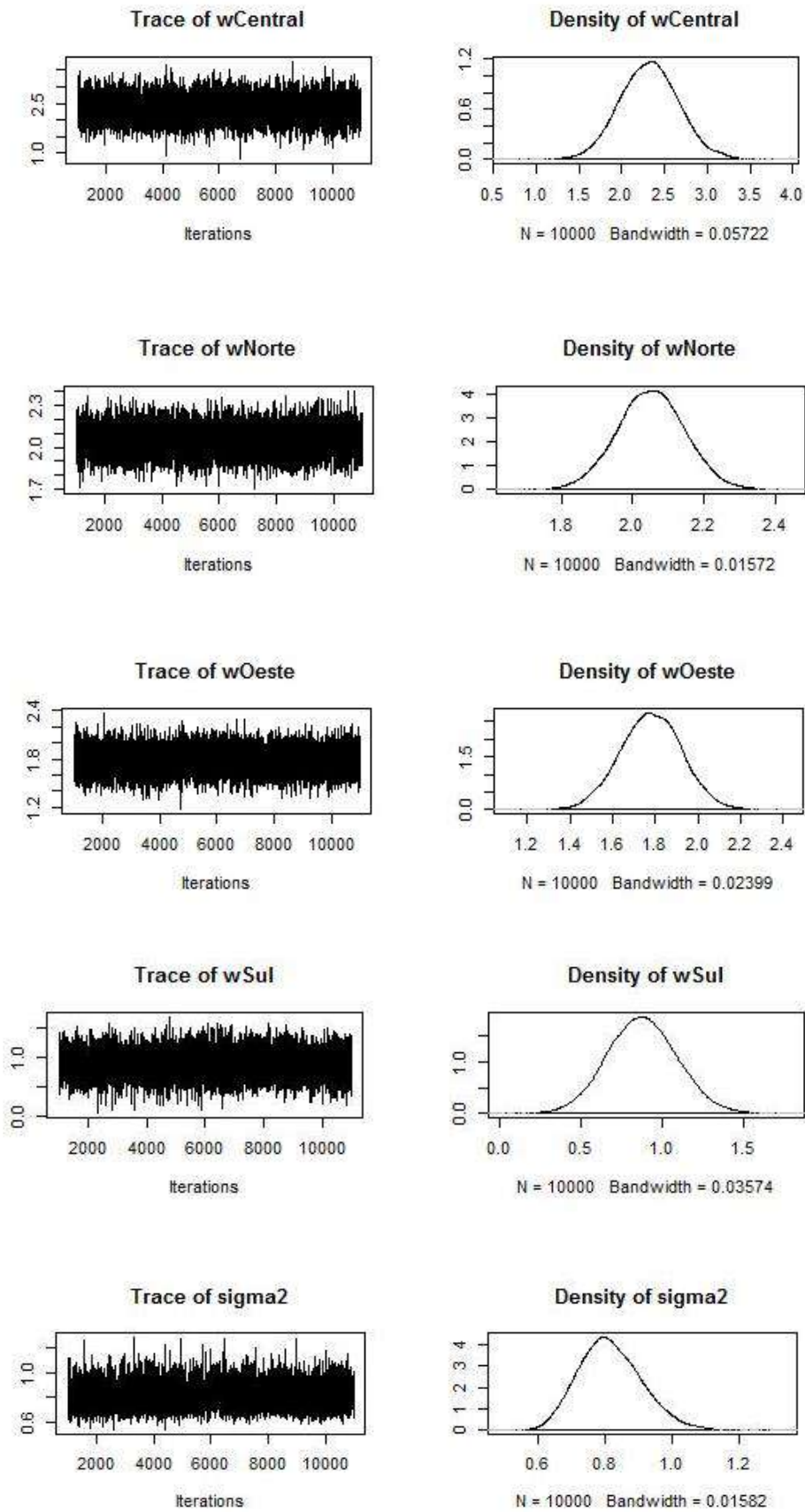


FIGURA 80: TRAÇOS E DENSIDADES DOS COEFICIENTES DE CADA VARIÁVEL EXPLICATIVA.

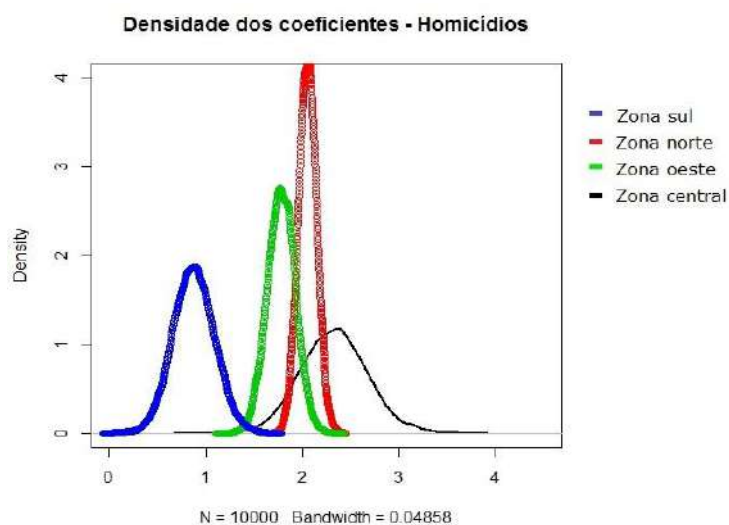


FIGURA 81: DENSIDADES DOS COEFICIENTES DE CADA VARIÁVEL EXPLICATIVA.

- **Modelo 3**

As Tabelas 4.22, 4.23 e 4.24 trazem as estimativas das médias e variâncias das densidades dos parâmetros do Modelo 2 em cada tipo de crime ocorrido no ano de 2007 no Rio de Janeiro.

As Figuras 82, 84 e 86 mostram a convergência do modelo para os três tipos de crime, e a densidade dos coeficientes de cada variável explicativa.

Os gráficos das Figuras 83, 85 e 87 permitem uma melhor comparação das densidades dos coeficientes do modelo. Pode-se observar que o IDH influencia mais o modelo do que as zonas, tanto para lesões quanto para roubos. Porém, há um inversão no caso dos homicídios, onde as 4 zonas influenciam mais o modelo do que o IDH.

Lesões

	Mean	Std. Deviance	Naïve SE	Time-series SE
Zona central	0.66461	1.02045	0.0102045	0.0099717
Zona norte	-0.43392	0.99353	0.0099353	0.0097717
Zona oeste	-0.06648	0.97608	0.0097608	0.0096226
Zona sul	-1.03482	1.11865	0.0111865	0.0111865
IDH	2.79217	1.18514	0.0118514	0.0116806
Sigma2	0.72159	0.08431	0.0008431	0.0008622

Tabela 4.21.

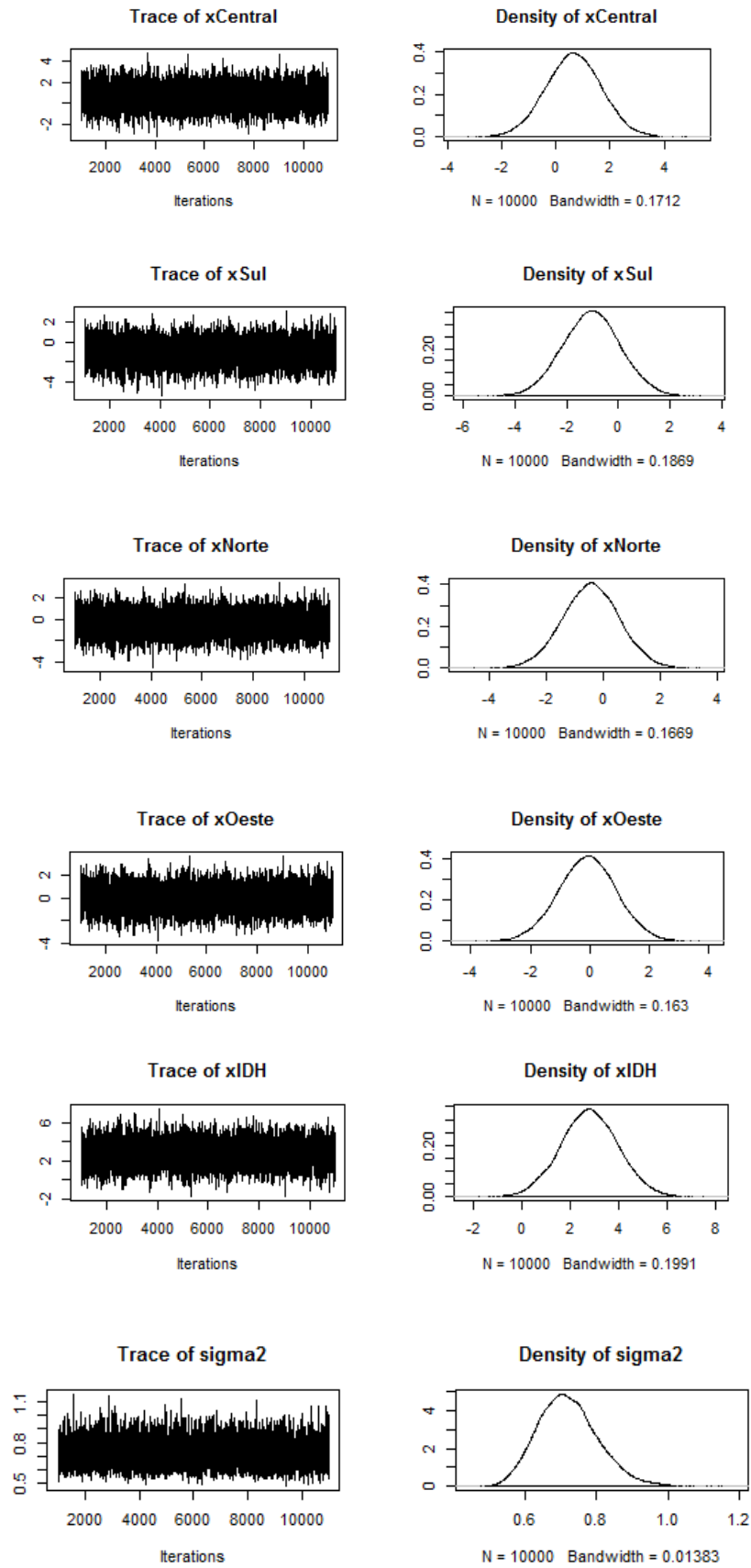


FIGURA 82: TRAÇOS E DENSIDADES DOS COEFICIENTES DE CADA VARIÁVEL EXPLICATIVA.

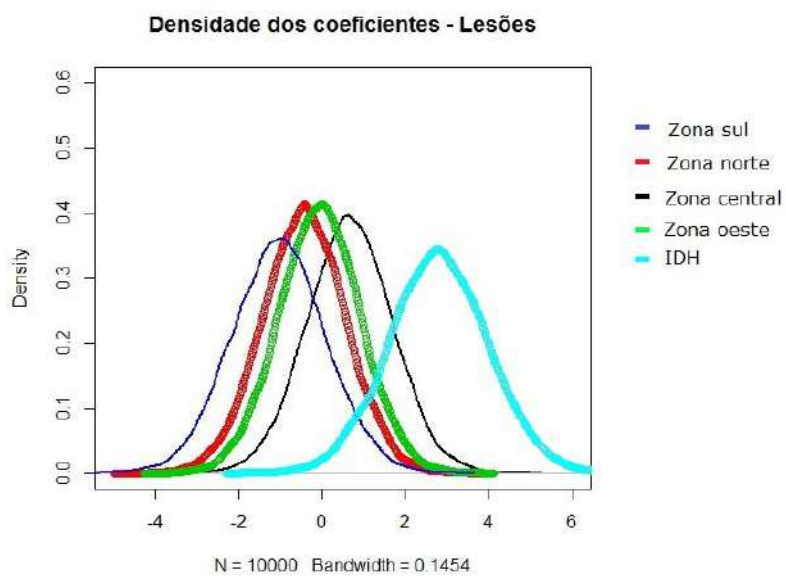


FIGURA 83: DENSIDADES DOS COEFICIENTES DE CADA VARIÁVEL EXPLICATIVA.

Roubos

	Mean	Std. Deviance	Naïve SE	Time-series SE
Zona central	-0.9735	1.06554	0.0106554	0.01041
Zona norte	-1.3433	1.03743	0.0103743	0.01020
Zona oeste	-2.0450	1.01920	0.0101920	0.01005
Zona sul	-2.1894	1.16808	0.0116808	0.01168
IDH	4.1146	1.23750	0.0123750	0.01220
Sigma2	0.7868	0.09192	0.0009192	0.00094

Tabela 4.22.

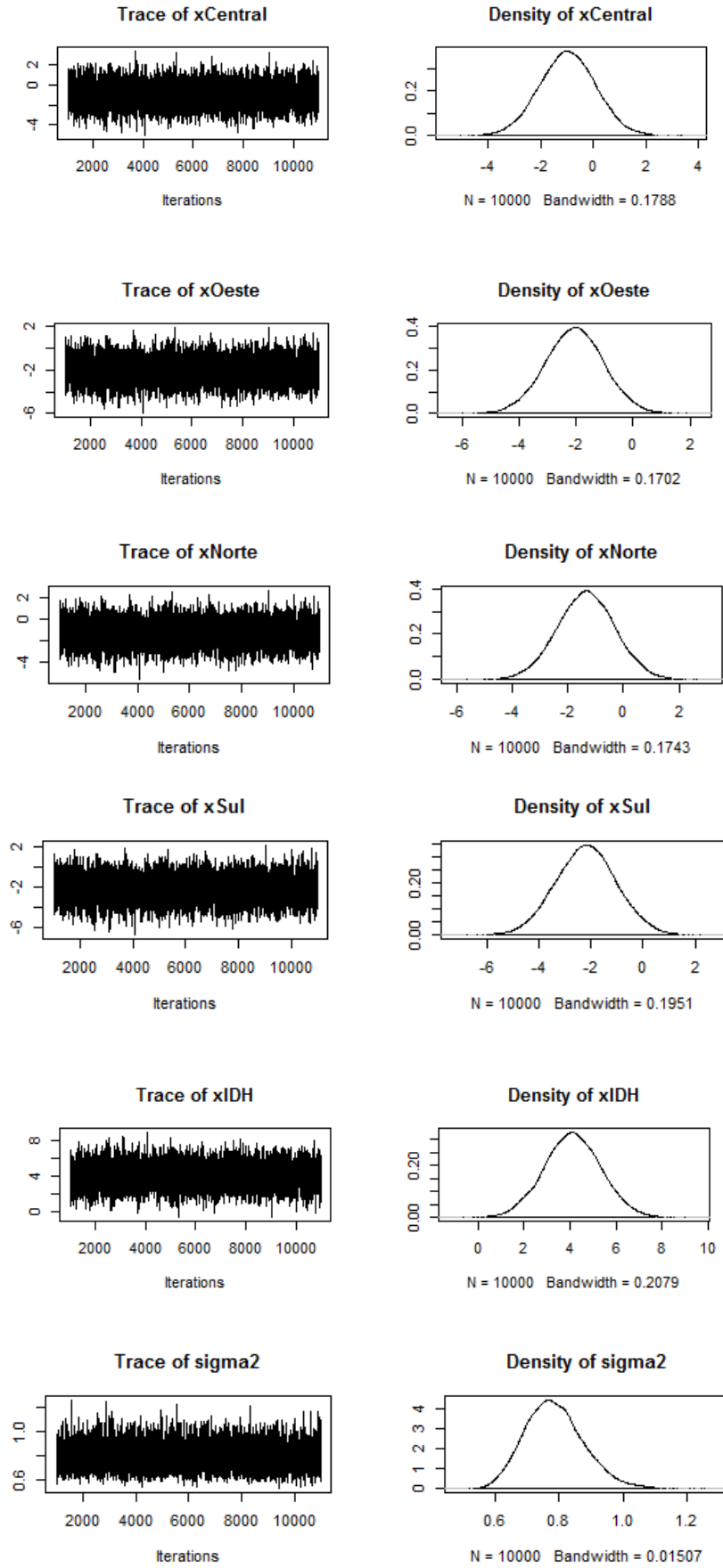


FIGURA 84: TRAÇOS E DENSIDADES DOS COEFICIENTES DE CADA VARIÁVEL EXPLICATIVA.

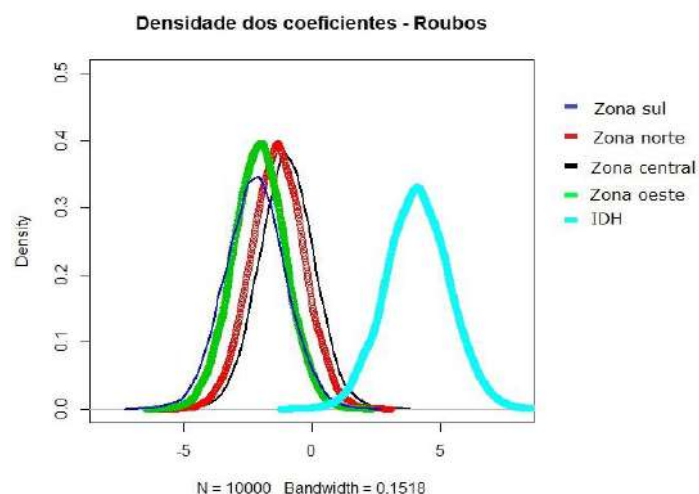


FIGURA 85: DENSIDADES DOS COEFICIENTES DE CADA VARIÁVEL EXPLICATIVA.

Homicídios

	Mean	Std. Deviance	Naïve SE	Time-series SE
Zona central	7.3726	1.00188	0.0100188	0.0097902
Zona norte	7.2073	0.97545	0.0097545	0.0095939
Zona oeste	6.8235	0.95832	0.0095832	0.0094475
Zona sul	6.6053	1.09830	0.0109830	0.0109830
IDH	-6.1769	1.16357	0.0116357	0.0114680
Sigma2	0.6956	0.08127	0.0008127	0.0008311

Tabela 4.23.

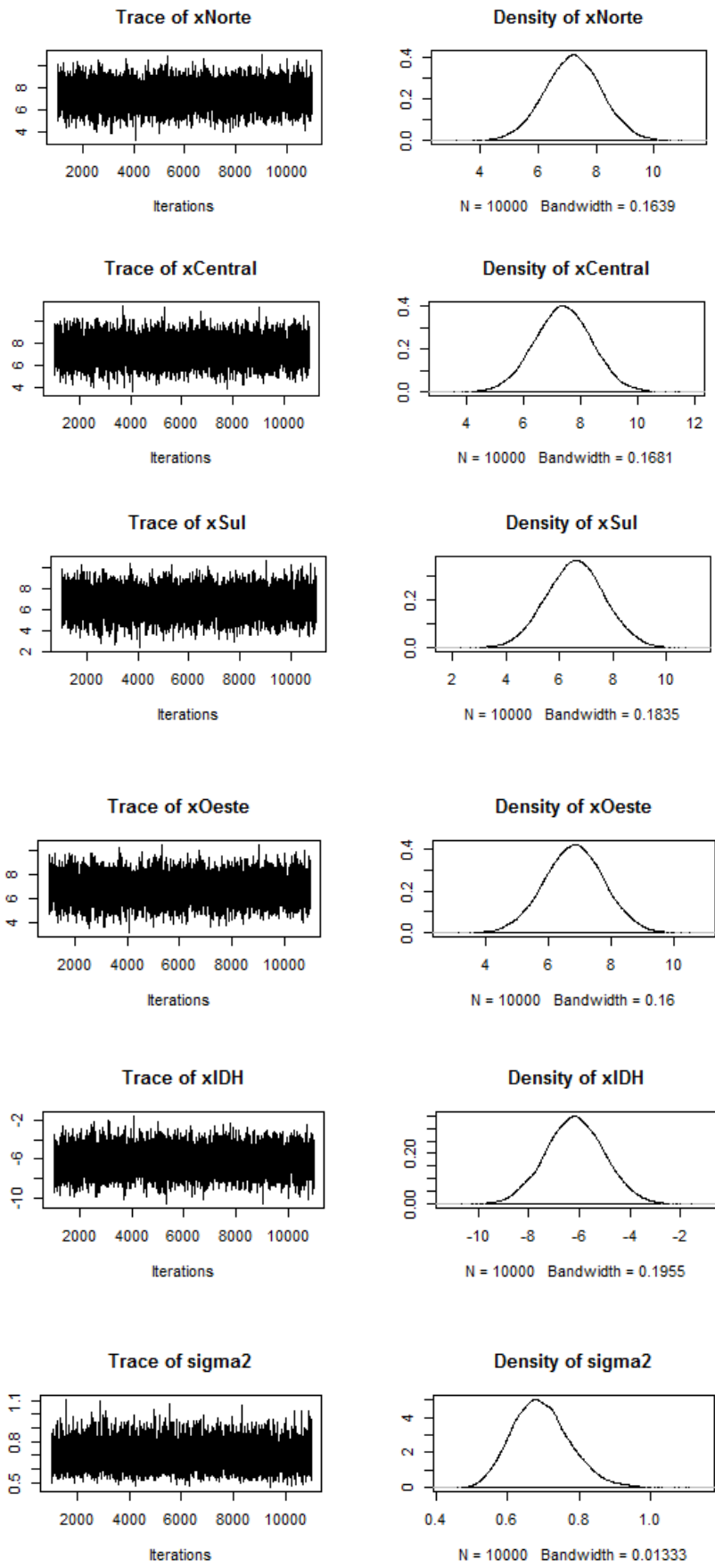


FIGURA 86: TRAÇOS E DENSIDADES DOS COEFICIENTES DE CADA VARIÁVEL EXPLICATIVA.

Densidade dos coeficientes - Homicídios

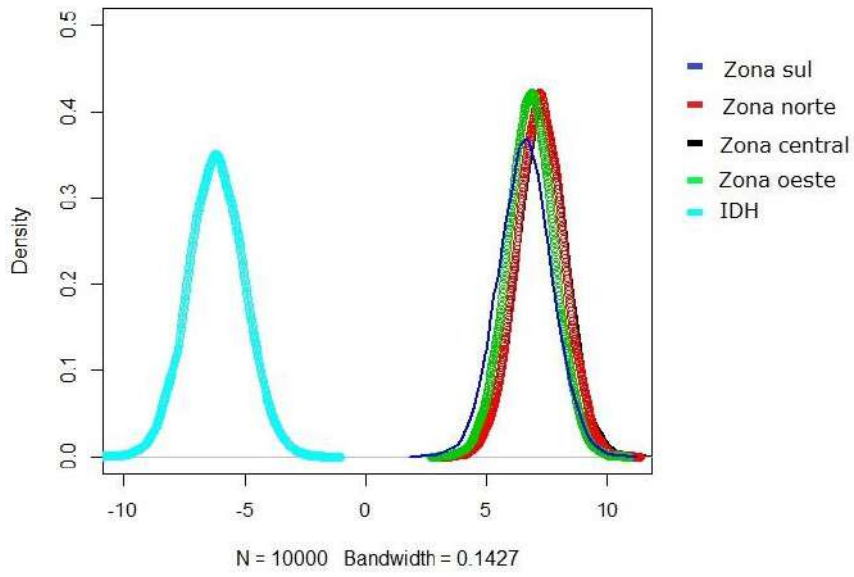


FIGURA 87: DENSIDADES DOS COEFICIENTES DE CADA VARIÁVEL EXPLICATIVA.

4.4. Seleção de modelos

A maneira de escolher qual dos modelos é o mais adequado ao fenômeno consiste na utilização de critérios de comparação de modelos como DIC, AIC e BIC. Estes critérios ponderam o número de variáveis explicativas utilizadas no modelo pela função de verossimilhança de cada uma delas. Quanto menor for o valor dos desvios, melhor o modelo.

Lesões

	Deviance	AIC	BIC
Modelo 1 Com intercepto	125.1072	417.5036	426.6914
Sem intercepto	127.0995	417.9999	424.1251
Modelo 2	112.8202	405.1702	420.4832
Modelo 3	108.8065	401.4468	419.8223

Roubos

	Deviance	AIC	BIC
Modelo 1 Com intercepto	140.8471	436.2272	445.415
Sem intercepto	141.2883	434.7214	440.8466
Modelo 2	127.3563	424.3188	439.6317
Modelo 3	118.6335	415.1087	433.4842

Homicídios

	Deviance	AIC	BIC
Modelo 1 Com intercepto	112.9856	401.4017	410.5895
Sem intercepto	171.9082	465.7143	471.8395
Modelo 2	124.602	420.8643	436.1773
Modelo 3	104.8825	395.6435	414.019

Analisando os três tipos de crimes através dos critérios de seleção observa-se que o Modelo 3 teve melhor resultado para praticamente todos os crimes e critérios de seleção. Contudo, como ficou evidenciado na análise da distribuição a posteriori dos parâmetros, o Modelo 3 não consegue distinguir a importância de cada variável. Logo em

seguida, o segundo melhor modelo pelos critérios de seleção foi o Modelo 2, cujas variáveis foram significativas segundo análise das distribuições a posteriori dos parâmetros.

Somente para os homicídios o Modelo 1 com intercepto foi melhor que o Modelo 2. Isto indica que o IDH explica melhor a ocorrência de homicídios do que as zonas da cidade.

5. Conclusões e Trabalho Futuros

Este trabalho constitui a primeira etapa da análise estatística dos dados georeferenciados dos crimes: homicídio, lesão e roubo no ano de 2007 no município do Rio de Janeiro. Nesta etapa foram realizadas análises: exploratória dos dados, espacial dos dados e de regressão. As principais ferramentas utilizadas foram os programas QGIS e o R.

Pela análise espacial dos dados foi possível mostrar tendências espaciais da violência na cidade do Rio de Janeiro, concluindo que as taxas dos três crimes crescem em diagonal de oeste para leste e de sul para norte. Está em andamento acrescentar outras co-variáveis.

Através da análise de modelos de regressão foi possível concluir que o modelo que utiliza as quatro zonas do Rio de Janeiro como variáveis explicativas para o número de crimes ocorridos em cada bairro (Modelo 2) é um bom modelo para os três tipos de crimes estudados.

O modelo que considera tanto as zonas quanto o IDH de cada bairro (Modelo 3) também pode ser utilizado para explicar o número de ocorrências de homicídios no ano de 2007. Porém, para os demais crimes, lesão e roubo, percebe-se que ele não é o melhor modelo devido à multicolinearidade entre as variáveis explicativas em questão.

Os passos seguintes da pesquisa são: aprofundar o estudo de modelos estatísticos que representem o fenômeno dos crimes, considerar mais detalhadamente a influência das co-variáveis (idade, classe social, renda, etc.), respeitando as limitações do banco de dados, e desenvolver modelos que incluam tempo-espaço sob o paradigma da estatística bayesiana.

6. Referências bibliográficas

- Baddeley, A. (2010). *Analysing Spatial Point Patterns in R*. Apostila, CSIRO e University of Western Australia.
- Bivand, R. S., Pebesma, E. J., & Gómez-Rubio, V. (2008). *Applied Spatial Data Analysis with R*. Nova Iorque: Springer.
- Diggle, P. J. (2003). *Statistical Analysis of Spatial Point Patterns* (2ª ed.). Nova Iorque: Oxford University Press.
- Gamerman, D., & Lopes, H. F. (2006). *Markov Chain Monte Carlo stochastic simulation for Bayesian inference*. Boca Raton, Londres e Nova Iorque: Chapman & Hall / CRC.
- Yan, X., & Su, X. (2009). *Linear regression analysis: theory and computing*. Nova Jersey, Londres . Singapura, Pequim, Changai, Hong Kong, Taipei, Chenna: World Scientific.

7. Anexos:

- Tabela 1: lista com todas as variáveis existentes no bando de dados.

Nome da variável	Descrição da variável
Nvpi	Número do Registro de Ocorrência
Vori	Número da Delegacia onde foi registrada a ocorrência
Vano	Ano de referência
Eseq	Seqüência de envolvimento na ocorrência
Titu	Número do código do delito
Etit	Número do código do delito vinculado à descrição
Eten	Grau de envolvimento na ocorrência
Eorg	Retirar a variável do banco
Enas	Data de nascimento
Eida	Idade
Emai	Maior ou menor de idade
Esex	Sexo
Ecor	Cor
Epro	Profissão
EESC	Escolaridade
Eeci	Estado civil
Enat	Naturalidade
Ebai	Bairro de residência do envolvido
Emun	Município de residência do envolvido
Eufe	Unidade da Federação do envolvido
Dnec	Data da necropsia
Tidt	Tipo de identificador
Aqua	Tipo de parentesco
Grem	Número da guia de remoção de cadáver
Dtgr	Data da guia de remoção
Rabe	Número do laudo
Dscr	Descrição do código do delito
Datc	Data da comunicação
Locf	Local do fato
Situ	Situação
Circ	Delegacia da circunscrição onde ocorreu o fato
Inst	Instrumento
Ftlo	Tipo de logradouro onde ocorreu o fato
Flog	Descrição do logradouro onde ocorreu o fato
Fnum	Número do logradouro onde ocorreu o fato
Fcom	Complemento do logradouro onde ocorreu o fato

Fref	Referência do local onde ocorreu o fato
Fbai	Bairro do fato
Ftlc	Local da ocorrência do delito
Rela	Relação entre vítima e acusado
Datf	Data do fato
Horf	Hora do fato
Horc	Hora da comunicação
Fmun	Município onde ocorreu o fato
Fufe	Unidade da Federação onde ocorreu o fato
Fepc	Número de policiais civis feridos
Fepm	Número de policiais militares feridos
Fegm	Número de guardas municipais feridos
Feap	Número de agentes penitenciários feridos
Fepr	Número de policiais rodoviários feridos
Mopc	Número de policiais civis mortos
Mopm	Número de policiais militares mortos
Mogm	Número de guardas municipais mortos
Moap	Número de agentes penitenciários mortos
Mopr	Número de policiais rodoviários mortos
Oriu	Expediente oriundo de outra dp
Nuor	Número do expediente

- Tabela 2: lista de divisão de bairros por região administrativa.

RA	Zona	Bairros
I	Zona Portuária	Caju, Santo Cristo, Saúde, Gamboa
II	Centro	Aeroporto Santos Dumont, Castelo, Centro, Bairro de Fátima, Lapa, Praça Mauá
III	Rio Comprido	Catumbi, Cidade Nova, Estácio, Rio Comprido
IV	Botafogo	Botafogo, Catete, Cosme Velho, Flamengo, Glória, Humaitá, Laranjeiras, Urca
V	Copacabana	Copacabana, Leme
VI	Lagoa	Gávea, Ipanema, Jardim Botânico, Lagoa, Leblon, São Conrado, Vidigal
VII	São Cristóvão	Benfica, São Cristóvão, Vasco da Gama
VIII	Tijuca	Alto da Boa Vista, Praça da Bandeira, Tijuca
IX	Vila Isabel	Andaraí, Grajaú, Maracanã, Vila Isabel
X	Ramos	Bonsucesso, Olaria, Ramos
XI	Penha	Brás de Pina, Penha, Penha Circular

XII	Inhaúma	Del Castilho, Engenho da Rainha, Inhaúma, Higienópolis, Maria da Graça, Tomás Coelho
XIII	Méier	Abolição, Água Santa, Cachambi, Encantado, Engenho de Dentro, Engenho Novo, Jacaré, Lins de Vasconcelos, Méier, Piedade, Pilares, Riachuelo, Rocha, Sampaio, São Francisco Xavier, Todos os Santos
XIV	Irajá	Colégio, Irajá, Vicente de Carvalho, Vila da Penha, Vila Kosmos, Vista Alegre
XV	Madureira	Bento Ribeiro, Campinho, Cascadura, Cavalcante, Engenheiro Leal, Honório Gurgel, Madureira, Marechal Hermes, Oswaldo Cruz, Quintino Bocaiuva, Rocha miranda, Turiaçu, Vaz Lobo
XVI	Jacarepaguá	Anil, Curicica, Freguesia, Gardênia Azul, Jacarepaguá, Pechincha, Praça Seca, Tanque, Taquara, Vila Valqueire
XVII	Bangu	Bangu, Gericinó, Padre Miguel, Santíssimo, Senador Camará
XVIII	Campo Grande	Campo Grande, Cosmos, Inhoaíba, Senador Vasconcelos
XIX	Santa Cruz	Paciência, Santa Cruz
XX	Ilha do Governador	engloba os bairros da Ilha do Governador: Bancários, Cacuia, Cidade Universitária, Cocotá, Freguesia, Galeão, Guarabu, Jardim Carioca, Jardim Guanabara, Moneró, Pitangueiras, Portuguesa, Praia da Bandeira, Ribeira, Tauá, Zumbi
XXI	Paquetá	Ilha de Paquetá
XXII	Anchieta	Anchieta, Guadalupe, Parque Anchieta, Ricardo de Albuquerque
XXIII	Santa Teresa	Santa Teresa
XXIV	Barra da Tijuca	Barra da Tijuca, Camorim, Grumari, Itanhangá, Joá, Recreio dos Bandeirantes, Vargem Grande, Vargem Pequena
XXV	Pavuna	Acari, Barros Filho, Coelho Neto, Costa Barros, Parque Colúmbia, Pavuna
XXVIII	Guaratiba	Barra de Guaratiba, Guaratiba, Pedra de Guaratiba, Sepetiba, Ilha de Guaratiba
XVII	Rocinha	Rocinha
XXVIII	Jacarezinho	Jacarezinho
XXIX	Complexo do Alemão	Complexo do Alemão

XXX	Maré	comunidades da Baixa do Sapateiro, Conjunto Pinheiros, Marcílio Dias, Maré, Nova Holanda, Parque União, Praia de Ramos, Roquete Pinto, Rubens Vaz, Timbaú, Vila do João, Vila Esperança, Vila Pinheiro
XXXIII	Vigário Geral	Cordovil, Jardim América, Parada de Lucas, Vigário Geral
XXXIII	Realengo	Campo dos Afonsos, Deodoro, Magalhães Bastos, Mallet, Realengo, Sulacap, Vila Militar, Vila Valqueire
XXXIV	Cidade de Deus	Cidade de Deus

- Tabela 3: Combinação linear feita para estimar a população do ano de 2007 da cidade do Rio de Janeiro.

BAIRRO	2000	2010	ângulo	2007
Abolição	12346	11356	-99	12049
Acari	24650	27347	269,7	25459
Agua Santa	7243	8756	151,3	7697
Alto da Boa Vista	8254	9343	108,9	8581
Anchieta	53808	55652	184,4	54361
Andaraí	38540	39652	111,2	38874
Anil	21551	24172	262,1	22337
Bancários	12126	12512	38,6	12242
Bangu	244518	243125	-139,3	244100
Barra da Tijuca	92233	135924	4369,1	105340
Barra de Guaratiba	4380	14049	966,9	7281
Barros Filho	15223	25081	985,8	18180
Benfica	19017	43707	2469	26424
Bento Ribeiro	46507	18711	-2779,6	38168
Bonsucesso	19298	82890	6359,2	38376
Botafogo	78259	59222	-1903,7	72548
Brás de Pina	59389	42415	-1697,4	54297
Cachambi	41334	11013	-3032,1	32238
Cacuaia	9952	20477	1052,5	13110
Caju	17679	1970	-1570,9	12966
Camorim	786	10156	937	3597
Campinho	9407	1366	-804,1	6995
Campo dos Afonsos	1515	328370	32685,5	99572

Campo Grande	297494	34456	-26303,8	218583
Cascadura	33526	24057	-946,9	30685
Catete	21724	12556	-916,8	18974
Catumbi	12914	16141	322,7	13882
Cavalcanti	15773	41142	2536,9	23384
Centro	39135	36515	-262	38349
Cidade de Deus	38016	36515	-150,1	37566
Cidade Nova	5282	5466	18,4	5337
Cidade Universitária	1736	1556	-18	1682
Cocotá	4910	4877	-3,3	4900
Coelho Neto	32052	32423	37,1	32163
Colégio	26488	29245	275,7	27315
Complexo do Alemão	65026	69143	411,7	66261
Copacabana	147021	146392	-62,9	146832
Cordovil	46533	45202	-133,1	46134
Cosme Velho	7229	7178	-5,1	7214
Cosmos	65961	77007	1104,6	69275
Costa Barros	25922	28442	252	26678
Curicica	24839	31189	635	26744
Del Castilho	14246	15610	136,4	14655
Deodoro	11593	1842	-975,1	8668
Encantado	15412	15021	-39,1	15295
Engenheiro Leal	6196	6113	-8,3	6171
Engenho da Rainha	27311	26659	-65,2	27115
Engenho de Dentro	46834	45540	-129,4	46446
Engenho Novo	44472	42172	-230	43782
Estácio	20632	17189	-344,3	19599
Flamengo	53268	50043	-322,5	52301
Freguesia (Ilha do Governador)	18371	19437	106,6	18691
Freguesia (Jacarepaguá)	54010	70511	1650,1	58960
Galeão	21633	22971	133,8	22034
Gamboa	10490	13108	261,8	11275
Gardênia Azul	19268	17715	-155,3	18802
Gavea	17475	16003	-147,2	17033
Gloria	10098	9661	-43,7	9967
Grajau	38296	38671	37,5	38409
Grumari	136	167	3,1	145
Guadalupe	46325	47144	81,9	46571
Guaratiba	87132	110049	2291,7	94007

Higienópolis	16587	15734	-85,3	16331
Honório Gurgel	22010	21989	-2,1	22004
Humaitá	15186	13285	-190,1	14616
Inhaúma	42722	45698	297,6	43615
Inhoaíba	59536	64649	511,3	61070
Ipanema	46808	42743	-406,5	45589
Irajá	101859	96382	-547,7	100216
Itanhangá	21813	38415	1660,2	26794
Jacaré	7392	9276	188,4	7957
Jacarepaguá	100822	157326	5650,4	117773
Jacarezinho	36459	37839	138	36873
Jardim América	25946	25226	-72	25730
Jardim Botânico	19560	18009	-155,1	19095
Jardim Carioca	25202	24848	-35,4	25096
Jardim Guanabara	29886	32213	232,7	30584
Jardim Sulacap	11221	13062	184,1	11773
Joá	971	818	-15,3	925
Lagoa	18675	21198	252,3	19432
Laranjeiras	46381	45554	-82,7	46133
Leblon	46670	46044	-62,6	46482
Leme	14157	14799	64,2	14350
Lins de Vasconcelos	35171	37487	231,6	35866
Madureira	51410	50106	-130,4	51019
Magalhães Bastos	24849	24430	-41,9	24723
Mangueira	13594	17835	424,1	14866
Manguinhos	31059	36160	510,1	32589
Maracanã	27319	25256	-206,3	26700
Maré	113807	129770	1596,3	118596
Marechal Hermes	49186	48061	-112,5	48849
Maria da Graça	8189	7972	-21,7	8124
Méier	51344	49828	-151,6	50889
Monterrey	6180	6476	29,6	6269
Olaria	62509	57514	-499,5	61011
Oswaldo Cruz	35901	34040	-186,1	35343
Paciência	83561	94626	1106,5	86881
Padre Miguel	64754	64228	-52,6	64596
Paqueta	3421	3361	-6	3403
Parada de Lucas	23269	23923	65,4	23465
Parque Anchieta	27092	26212	-88	26828

Parque Columbia	9194	9202	0,8	9196
Pavuna	90027	97350	732,3	92224
Pechincha	31615	34709	309,4	32543
Pedra de Guaratiba	9693	9488	-20,5	9632
Penha	72692	78678	598,6	74488
Penha Circular	51113	47816	-329,7	50124
Piedade	44111	43378	-73,3	43891
Pilares	28956	27250	-170,6	28444
Pitangueiras	11605	11756	15,1	11650
Portuguesa	24733	23856	-87,7	24470
Praça da Bandeira	9102	8662	-44	8970
Praça Seca	59657	64147	449	61004
Praia da Bandeira	6587	5948	-63,9	6395
Quintino Bocaiúva	34757	31185	-357,2	33685
Ramos	37537	40792	325,5	38514
Realengo	176277	180123	384,6	177431
Recreio dos Bandeirantes	37572	82240	4466,8	50972
Riachuelo	13107	12653	-45,4	12971
Ribeira	3323	3528	20,5	3385
Ricardo de Albuquerque	27383	29310	192,7	27961
Rio Comprido	34833	43764	893,1	37512
Rocha	9542	8766	-77,6	9309
Rocha Miranda	41253	44188	293,5	42134
Rocinha	56338	69356	1301,8	60243
Sampaio	10508	10895	38,7	10624
Santa Cruz	191836	217333	2549,7	199485
Santa Teresa	41145	40926	-21,9	41079
Santíssimo	34086	41458	737,2	36298
Santo Cristo	9618	12330	271,2	10432
São Conrado	11155	10980	-17,5	11103
São Cristovão	38334	26510	-1182,4	34787
São Francisco Xavier	7787	2749	-503,8	6276
Saúde	2186	105515	10332,9	33185
Senador Camará	111231	30600	-8063,1	87042
Senador Vasconcelos	27285	56575	2929	36072
Sepetiba	35892	37856	196,4	36481
Tanque	32462	102126	6966,4	53361
Taquara	93471	29567	-6390,4	74300
Tauá	33184	163805	13062,1	72370

Tijuca	163636	24646	-13899	121939
Todos os Santos	22927	22676	-25,1	22852
Tomás Coelho	21580	17246	-433,4	20280
Turiapu	16054	7061	-899,3	13356
Urca	6750	14039	728,9	8937
Vargem Grande	9306	27250	1794,4	14689
Vargem Pequena	1536	15482	1394,6	5720
Vaz Lobo	12177	15167	299	13074
Vicente de Carvalho	24310	24964	65,4	24506
Vidigal	13719	12797	-92,2	13442
Vigário Geral	39563	41820	225,7	40240
Vila da Penha	24290	25465	117,5	24643
Vila Isabel	81858	86018	416	83106
Vila kosmos	17673	18274	60,1	17853
Vila Militar	13691	13184	-50,7	13539
Vila Valqueire	31717	32279	56,2	31886
Vista Alegre	8347	8622	27,5	8430
Zumbi	2041	2016	-2,5	2034