



**UFOP**

Universidade Federal  
de Ouro Preto

**Universidade Federal de Ouro Preto  
Instituto de Ciências Exatas e Aplicadas  
Departamento de Computação e Sistemas**

**Análise de Caracterização e Predição  
de Indicadores Sociais e Índices  
Imobiliários da Região Metropolitana  
de Belo Horizonte**

**Brenda Lima Rocha**

**TRABALHO DE  
CONCLUSÃO DE CURSO**

**ORIENTAÇÃO:**  
Alexandre Magno de Sousa

**Dezembro, 2020  
João Monlevade–MG**

**Brenda Lima Rocha**

**Análise de Caracterização e Predição de  
Indicadores Sociais e Índices Imobiliários da  
Região Metropolitana de Belo Horizonte**

Orientador: Alexandre Magno de Sousa

Monografia apresentada ao curso de Engenharia da Computação do Instituto de Ciências Exatas e Aplicadas, da Universidade Federal de Ouro Preto, como requisito parcial para aprovação na Disciplina “Trabalho de Conclusão de Curso II”.

**Universidade Federal de Ouro Preto**

**João Monlevade**

**Dezembro de 2020**



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO  
UNIVERSIDADE FEDERAL DE OURO PRETO  
REITORIA  
INSTITUTO DE CIÊNCIAS EXATAS E APLICADAS  
DEPARTAMENTO DE COMPUTAÇÃO E SISTEMAS



## FOLHA DE APROVAÇÃO

**Brenda Lima Rocha**

### **Análise de Caracterização e Predição de Indicadores Sociais e Índices Imobiliários da Região Metropolitana de Belo Horizonte**

Monografia apresentada ao Curso de Engenharia de Computação da Universidade Federal de Ouro Preto como requisito parcial para obtenção do título de Bacharel em Engenharia de Computação

Aprovada em 21 de dezembro de 2020.

#### Membros da banca

Mestre - Professor Alexandre Magno de Sousa - Orientador - Universidade Federal de Ouro Preto  
Doutora - Professora Janniele Aparecida Soares - Universidade Federal de Ouro Preto  
Doutor - Professor Luiz Carlos Bambirra Torres - Universidade Federal de Ouro Preto

Alexandre Magno de Sousa, orientador do trabalho, aprovou a versão final e autorizou seu depósito na Biblioteca Digital de Trabalhos de Conclusão de Curso da UFOP em 12/01/2021.



Documento assinado eletronicamente por **Alexandre Magno de Sousa, PROFESSOR DE MAGISTERIO SUPERIOR**, em 19/01/2021, às 11:42, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site [http://sei.ufop.br/sei/controlador\\_externo.php?acao=documento\\_conferir&id\\_orgao\\_acesso\\_externo=0](http://sei.ufop.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0), informando o código verificador **0125147** e o código CRC **1F4F23C0**.

*Este trabalho é dedicado à todos aqueles que em sua maneira me apoiaram e me ajudaram a finalizar esta importante etapa da minha vida.*

# Agradecimentos

Primeiramente agradeço à Deus, pela sabedoria e direcionamento em todos os momentos, por acalmar meu coração sempre que os obstáculos pareciam impossíveis e por encaminhar tudo no tempo Dele.

À minha mãe, Patrícia, por todo amor, apoio, dedicação e compreensão em todos os momentos da minha vida! Foi ela quem fez de tudo para que eu pudesse estar onde estou hoje. À minha vó Izaira, por todas as orações, ligações, cuidado e carinho! Ao Dalton, por todo suporte, atenção, companheirismo e calma! A todos os familiares e amigos que contribuíram para que eu alcançasse meus objetivos. Agradeço também ao meu orientador, Alexandre, que foi paciente e presente.

Por fim, agradeço por todas as versões de mim mesma que deram a oportunidade me reinventar e evoluir como pessoa e como profissional. E a todos aqueles que me motivaram a continuar, deixo meu muito obrigado e minha eterna gratidão.

*“Sonhos não determinam o lugar onde você vai chegar, mas produzem a força necessária para o retirar do lugar em que você está.”*

— Augusto Cury,  
*in: Manual dos Jovens Estressados, mas muito inteligentes.*

# Resumo

Com o reaquecimento do mercado imobiliário, que vem acontecendo desde 2019 (PAUXIS; SENA; BOSCO, 2020), viu-se uma oportunidade de analisar, compreender e tentar gerar informações relacionadas a esse setor. Geralmente, a compra de um imóvel próprio não está relacionada somente às condições financeiras dos indivíduos. As pessoas buscam por lugares seguros, acessíveis e que atendam suas necessidades diárias. Compreender como diferentes áreas do nosso país podem influenciar nesse setor, levou a estudar como a segurança, educação e economia estão ligadas e refletem nos preços praticados no mercado imobiliário. Com isso, foram feitas análises para se obter indicadores que possibilitam prever dados de preço médio do metro quadrado de venda de imóveis residências em municípios de Belo Horizonte e Contagem. Para isso, foram realizados levantamentos, triagem, coletas e caracterização de dados públicos das áreas de criminalidade, educação e economia. Durante o processo de caracterização de dados, foram realizadas análises de correlação e de centralidade para definir quais indicadores melhor se encaixariam nas etapas seguintes. Em seguida, foram construídos e validados modelos descritivos por meio de regressão linear múltipla considerando os indicadores escolhidos para os municípios de Belo Horizonte e Contagem. Por fim, foi realizada a etapa de análise preditiva, onde foram aplicados experimentos com diferentes configurações de treino e teste. Os resultados obtidos durante os processos foram considerados satisfatórios e, com isso, conseguiu-se obter dois modelos capazes de prever o preço médio como proposto. Este trabalho permite a abertura para novas investigações em áreas relacionadas, além de permitir melhor entendimento de que as áreas sociais também geram impactos no setor imobiliário.

**Palavras-chaves:** Mercado Imobiliário. Seleção de Indicadores. Preço Médio. Análise Descritiva e Preditiva.

# Abstract

The rebound of the real estate market, which has been happening since 2019 (PAUXIS; SENA; BOSCO, 2020), gave an opportunity to analyze, understand, and attempt to generate information related to the sector. Generally, the purchase of one's own property is not just related to the financial conditions of that individual. People look for safe and accessible places that meet their daily needs. Understanding how different areas of our country can influence this sector has led to the study of how security, education, and the economy are linked and reflected in the prices that are quoted in the real estate market. As a result, analyses were made to obtain indicators that make it possible to predict the average price per square-meter of home sales in the municipalities of Belo Horizonte and Contagem. To do so, surveys, screening, collection, and characterization of public data in the areas of crime, education, and economics were conducted. During the data characterization process, correlation and centrality analyses were performed to define which indicators would best fit the following steps. Subsequently, descriptive models were constructed and validated by means of multiple linear regressions with consideration for the indicators chosen for the municipalities of Belo Horizonte and Contagem. Finally, the predictive analysis stage was conducted, where experiments with different training and test configurations were applied. The results obtained during the processes were considered satisfactory and, thus, it was possible to obtain two models capable of predicting the average price as proposed. This work allows the possibility of opening new investigations in related areas, and enables a better understanding of how social aspects impact the real estate market.

**Key-words:** Real estate market. Selection of Indicators. Average price. Descriptive and Predictive Analysis.

# Lista de ilustrações

Figura 1 – Análise da RMBH para Naturezas dos Crimes por ano no período de 2012 a 2019. . . . .	51
Figura 2 – Análise da RMBH para Alvos dos Crimes por ano no período de 2012 a 2019. . . . .	52
Figura 3 – Análise temporal de todos os registros da RMBH no período de 2012 a 2019. . . . .	53
Figura 4 – Natureza dos Crimes no período de 2012 a 2019 para os municípios de Belo Horizonte, Betim, Contagem, Nova Lima, Ribeirão das Neves e Santa Luzia. . . . .	54
Figura 5 – Alvos dos Crimes no período de 2012 a 2019 para os municípios de Belo Horizonte, Betim, Contagem, Nova Lima, Ribeirão das Neves e Santa Luzia. . . . .	55
Figura 6 – Análise temporal para Naturezas dos Crimes de todos os registros da RMBH no período de 2012 a 2019. . . . .	56
Figura 7 – Análise temporal para Alvos dos Crimes de todos os registros da RMBH no período de 2012 a 2019. . . . .	57
Figura 8 – Análise temporal da RMBH e de Belo Horizonte, Betim, Contagem, Nova Lima, Ribeirão das Neves e Santa Luzia no período de 2012 a 2019. . . . .	58
Figura 9 – CDF da RMBH no período de 2012 a 2019. . . . .	59
Figura 10 – Boxplot da RMBH por ano de 2012 a 2019. . . . .	59
Figura 11 – Boxplot da RMBH dos Crimes no período de 2012 a 2019 . . . . .	60
Figura 12 – Análise Temporal do Número de Matrículas para a RMBH no período de 2015 a 2019. . . . .	61
Figura 13 – Análise Temporal do Número de Matrículas por Município no período de 2015 a 2019. . . . .	61
Figura 14 – Análise Geral do Número de Matrículas por Etapa de Ensino no período de 2015 a 2019. . . . .	62
Figura 15 – Análise Temporal do Número de Matrículas por Etapa de Ensino no período de 2015 a 2019. . . . .	63
Figura 16 – Análise Geral do Número de Matrículas por Rede de Ensino no período de 2015 a 2019. . . . .	64
Figura 17 – Análise Temporal do Número de Matrículas por Rede de Ensino no período de 2015 a 2019. . . . .	64
Figura 18 – Análise por Município do Número de Matrículas por Etapa de Ensino no período de 2015 a 2019. . . . .	65

Figura 19 – Análise por Município do Número de Matrículas por Rede de Ensino no período de 2015 a 2019. . . . .	66
Figura 20 – Análise Temporal do Número de Estabelecimentos para a RMBH no período de 2015 a 2019. . . . .	67
Figura 21 – Análise Temporal do Número de Estabelecimentos por Município no período de 2015 a 2019. . . . .	68
Figura 22 – Análise Geral do Número de Estabelecimentos por Etapa de Ensino no período de 2015 a 2019. . . . .	68
Figura 23 – Análise Temporal do Número de Estabelecimentos por Etapa de Ensino no período de 2015 a 2019. . . . .	69
Figura 24 – Análise Geral do Número de Estabelecimentos por Rede de Ensino no período de 2015 a 2019. . . . .	70
Figura 25 – Análise Temporal do Número de Estabelecimentos por Rede de Ensino no período de 2015 a 2019. . . . .	70
Figura 26 – Análise por Município do Número de Estabelecimentos por Etapa de Ensino no período de 2015 a 2019. . . . .	71
Figura 27 – Análise por Município do Número de Estabelecimentos por Rede de Ensino no período de 2015 a 2019. . . . .	72
Figura 28 – Análise Temporal da Taxa de Rendimento no período de 2015 a 2019. . . . .	73
Figura 29 – Análise Temporal da Taxa de Rendimento por Município no período de 2015 a 2019. . . . .	74
Figura 30 – Análise Temporal da Taxa de Aprovação por Etapa de Ensino no período de 2015 a 2019. . . . .	75
Figura 31 – Análise Temporal da Taxa de Aprovação por Rede de Ensino no período de 2015 a 2019. . . . .	76
Figura 32 – Análise Temporal dos Municípios da Taxa de Aprovação por Etapa de Ensino no período de 2015 a 2019. . . . .	76
Figura 33 – Análise Temporal dos Municípios da Taxa de Aprovação por Rede de Ensino no período de 2015 a 2019. . . . .	77
Figura 34 – Análise Temporal da Taxa de Reprovação por Etapa de Ensino no período de 2015 a 2019. . . . .	78
Figura 35 – Análise Temporal da Taxa de Reprovação por Rede de Ensino no período de 2015 a 2019. . . . .	78
Figura 36 – Análise Temporal dos Municípios da Taxa de Reprovação por Etapa de Ensino no período de 2015 a 2019. . . . .	79
Figura 37 – Análise Temporal dos Municípios da Taxa de Reprovação por Rede de Ensino no período de 2015 a 2019. . . . .	80
Figura 38 – Análise Temporal da Taxa de Abandono por Etapa de Ensino no período de 2015 a 2019. . . . .	81

Figura 39 – Análise Temporal da Taxa de Abandono por Rede de Ensino no período de 2015 a 2019. . . . .	81
Figura 40 – Análise Temporal dos Municípios da Taxa de Abandono por Etapa de Ensino no período de 2015 a 2019. . . . .	82
Figura 41 – Análise Temporal dos Municípios da Taxa de Abandono por Rede de Ensino no período de 2015 a 2019. . . . .	83
Figura 42 – Análise temporal da Taxa de Juros Selic e IPCA no período de 2015 a 2019. . . . .	84
Figura 43 – CDF da Taxa de Juros Selic no período de 2015 a 2019. . . . .	84
Figura 44 – CDF da IPCA no período de 2015 a 2019. . . . .	84
Figura 45 – Saques do FGTS para Moradia Própria no período de 2015 a 2019. . . . .	85
Figura 46 – Valor Médio dos Saques do FGTS para Moradia Própria no período de 2015 a 2019. . . . .	86
Figura 47 – Análise Temporal do Valor Médio dos Saques do FGTS para Moradia Própria no período de 2015 a 2019. . . . .	86
Figura 48 – CDF do Valor Médio dos Saques do FGTS para Moradia Própria no período de 2015 a 2019. . . . .	87
Figura 49 – Análise do Preço médio ( $R\$/m^2$ ) para venda de imóveis residencias de Belo Horizonte, Contagem e Betim no período de 2015 a 2019. . . . .	88
Figura 50 – Análise temporal do Preço médio ( $R\$/m^2$ ) para venda de imóveis residencias de Belo Horizonte, Contagem e Betim no período de 2015 a 2019. . . . .	88
Figura 51 – CDF dos Coeficientes de Correlação <i>Spearman</i> e <i>Pearson</i> para Criminalidade. . . . .	90
Figura 52 – Grafo dos pares de criminalidade com coeficiente de correlação menores que $-0,5$ e maiores que $-0,5$ . . . . .	91
Figura 53 – CDF da Centralidade para Criminalidade. . . . .	92
Figura 54 – CDF dos Coeficientes de Correlação <i>Spearman</i> e <i>Pearson</i> para Educação. . . . .	94
Figura 55 – Grafo dos pares de educação com coeficiente de correlação menores que $-0,5$ e maiores que $-0,5$ . . . . .	95
Figura 56 – CDF da Centralidade para Educação. . . . .	95
Figura 57 – Resposta com Predito para Belo Horizonte. . . . .	103
Figura 58 – Teste visual para Belo Horizonte. . . . .	103
Figura 59 – Resposta com Predito para Contagem. . . . .	106
Figura 60 – Teste visual para Contagem. . . . .	106
Figura 61 – Configuração dos experimentos. . . . .	108
Figura 62 – Janela deslizante da configuração dos experimentos. . . . .	109
Figura 63 – Resposta com Predito para Belo Horizonte - Configuração (48,12). . . . .	109
Figura 64 – Teste visual da configuração (48,12) para Belo Horizonte. . . . .	110

Figura 65 – Resposta com Predito para Belo Horizonte - Configuração (6,1). . . . .	111
Figura 66 – Resposta com Predito para Belo Horizonte - Configuração (6,3). . . . .	112
Figura 67 – Resposta com Predito para Belo Horizonte - Configuração (6,6). . . . .	112
Figura 68 – Resposta com Predito para Belo Horizonte - Configuração (12,1). . . . .	113
Figura 69 – Resposta com Predito para Belo Horizonte - Configuração (12,3). . . . .	113
Figura 70 – Resposta com Predito para Belo Horizonte - Configuração (12,6). . . . .	113
Figura 71 – Resposta com Predito para Contagem - Configuração (48,12). . . . .	115
Figura 72 – Teste visual da configuração (48,12) para Contagem. . . . .	115
Figura 73 – Resposta com Predito para Contagem - Configuração (6,1). . . . .	116
Figura 74 – Resposta com Predito para Contagem - Configuração (6,3). . . . .	117
Figura 75 – Resposta com Predito para Contagem - Configuração (6,6). . . . .	117
Figura 76 – Resposta com Predito para Contagem - Configuração (12,1). . . . .	118
Figura 77 – Resposta com Predito para Contagem - Configuração (12,3). . . . .	118
Figura 78 – Resposta com Predito para Contagem - Configuração (12,6). . . . .	118
Figura 79 – Análise da RMBH para Naturezas dos Crimes por ano no período de 2015 a 2019. . . . .	142
Figura 80 – Análise da RMBH para Alvos dos Crimes por ano no período de 2015 a 2019. . . . .	143
Figura 81 – Análise temporal de todos os registros da RMBH no período de 2015 a 2019. . . . .	143
Figura 82 – Análise das Naturezas dos Crimes por ano no período de 2015 a 2019 para os municípios de Belo Horizonte, Betim, Contagem, Nova Lima, Ribeirão das Neves e Santa Luzia. . . . .	144
Figura 83 – Análise dos Alvos dos Crimes por ano no período de 2015 a 2019 para os municípios de Belo Horizonte, Betim, Contagem, Nova Lima, Ribeirão das Neves e Santa Luzia. . . . .	145
Figura 84 – Análise temporal de todos os registros da RMBH para Naturezas dos Crimes por ano no período de 2015 a 2019. . . . .	146
Figura 85 – Análise temporal de todos os registros da RMBH para Alvos dos Crimes por ano no período de 2015 a 2019. . . . .	146
Figura 86 – Análise temporal da RMBH e de Belo Horizonte, Betim, Contagem, Nova Lima, Ribeirão das Neves e Santa Luzia no período de 2015 a 2019.	147
Figura 87 – CDF da RMBH no período de 2015 a 2019. . . . .	147
Figura 88 – Boxplot da RMBH por ano de 2015 a 2019. . . . .	147
Figura 89 – Boxplot dos Crimes da RMBH no período de 2015 a 2019 . . . . .	148

# Lista de tabelas

Tabela 1 – Equivalência entre os regimes de 8 e 9 anos do Ensino Fundamental. . .	30
Tabela 2 – Resumo dos trabalhos relacionados . . . . .	41
Tabela 3 – Referência dos dados usados. . . . .	44
Tabela 4 – Dicionário de dados de Criminalidade. . . . .	45
Tabela 5 – Dicionário de dados de Educação Básica. . . . .	48
Tabela 6 – Dicionário de dados de Taxa de Juros Selic e IPCA. . . . .	49
Tabela 7 – Dicionário de dados do Saque do FGTS para Moradia Própria. . . . .	50
Tabela 8 – Dicionário de dados de Preço Médio. . . . .	50
Tabela 9 – Análise das Naturezas dos Crimes da RMBH por ano no período de 2012 a 2019. . . . .	52
Tabela 10 – Análise dos Alvos dos Crimes da RMBH por ano no período de 2012 a 2019. . . . .	53
Tabela 11 – Análise temporal das Naturezas dos Crimes da RMBH no período de 2012 a 2019. . . . .	55
Tabela 12 – Análise temporal de Alvos dos Crimes da RMBH no período de 2012 a 2019. . . . .	56
Tabela 13 – Análise Temporal da RMBH e de Belo Horizonte, Betim, Contagem, Nova Lima, Ribeirão das Neves e Santa Luzia no período de 2012 a 2019.	57
Tabela 14 – Vetor de registros para construção da CDF de todos os anos no período de 2012 a 2019. . . . .	58
Tabela 15 – Análise Temporal do Número de Matrículas no período de 2015 a 2019.	62
Tabela 16 – Análise do Número de Matrículas por Etapa de Ensino no período de 2015 a 2019. . . . .	62
Tabela 17 – Análise do Número de Matrículas por Rede de Ensino no período de 2015 a 2019. . . . .	63
Tabela 18 – Análise Temporal do Número de Estabelecimentos no período de 2015 a 2019. . . . .	67
Tabela 19 – Análise do Número de Estabelecimentos por Etapa de Ensino no período de 2015 a 2019. . . . .	69
Tabela 20 – Análise do Número de Estabelecimentos por Rede de Ensino no período de 2015 a 2019. . . . .	70
Tabela 21 – Análise da Taxa de Rendimento no período de 2015 a 2019. . . . .	74
Tabela 22 – Análise da Taxa de Aprovação por Etapa de Ensino no período de 2015 a 2019. . . . .	75
Tabela 23 – Análise da Taxa de Aprovação por Rede de Ensino no período de 2015 a 2019. . . . .	77

Tabela 24 – Análise da Taxa de Reprovação por Etapa de Ensino no período de 2015 a 2019. . . . .	78
Tabela 25 – Análise da Taxa de Reprovação por Rede de Ensino no período de 2015 a 2019. . . . .	79
Tabela 26 – Análise da Taxa de Abandono por Etapa de Ensino no período de 2015 a 2019. . . . .	81
Tabela 27 – Análise da Taxa de Abandono por Rede de Ensino no período de 2015 a 2019. . . . .	82
Tabela 28 – Análise Temporal da Taxa de Juros Selic e Variação mensal do IPCA no período de 2015 a 2019. . . . .	84
Tabela 29 – Análise dos Saques do FGTS para Moradia Própria no período de 2015 a 2019. . . . .	85
Tabela 30 – Análise do Preço médio ( $R\$/m^2$ ) para venda de imóveis residencias de Belo Horizonte, Contagem e Betim no período de 2015 a 2019. . . . .	87
Tabela 31 – Análise temporal do Preço médio ( $R\$/m^2$ ) para venda de imóveis residencias de Belo Horizonte, Contagem e Betim no período de 2015 a 2019. . . . .	88
Tabela 32 – Grupos identificados no Grafo da Figura 52 . . . . .	92
Tabela 33 – Análises por etapa da regressão linear múltipla para a Belo Horizonte. . . . .	101
Tabela 34 – Análises do desvio padrão dos erros e dos parâmetros para Belo Horizonte. . . . .	102
Tabela 35 – Análises de intervalos de confiança e correlação entre predições da segunda tentativa para Belo Horizonte. . . . .	102
Tabela 36 – Análises por etapa da regressão linear múltipla para Contagem. . . . .	104
Tabela 37 – Configurações dos experimentos. . . . .	107
Tabela 38 – Análises para configuração (48,12) para Belo Horizonte . . . . .	111
Tabela 39 – $\bar{R}$ , $\bar{S}e$ e seus respectivos intervalos por configuração para Belo Horizonte. . . . .	114
Tabela 40 – Análises para configuração (48,12) para Contagem. . . . .	116
Tabela 41 – $\bar{R}$ , $\bar{S}e$ e seus respectivos intervalos por configuração para Contagem. . . . .	119
Tabela 42 – Análise dos dados de Natureza dos Crimes entre 2012 e 2019 de Belo Horizonte. . . . .	130
Tabela 43 – Análise dos dados de Natureza dos Crimes entre 2012 e 2019 de Betim. . . . .	130
Tabela 44 – Análise dos dados de Natureza dos Crimes entre 2012 e 2019 de Contagem. . . . .	131
Tabela 45 – Análise dos dados de Natureza dos Crimes entre 2012 e 2019 de Nova Lima. . . . .	132
Tabela 46 – Análise dos dados de Natureza dos Crimes entre 2012 e 2019 de Ribeirão das Neves. . . . .	132
Tabela 47 – Análise dos dados de Natureza dos Crimes entre 2012 e 2019 de Santa Luzia. . . . .	133

Tabela 48 – Análise dos dados de Alvos dos Crimes entre 2012 e 2019 de Belo Horizonte. . . . .	133
Tabela 49 – Análise dos dados de Alvos dos Crimes entre 2012 e 2019 de Betim. . .	133
Tabela 50 – Análise dos dados de Alvos dos Crimes entre 2012 e 2019 de Contagem.	134
Tabela 51 – Análise dos dados de Alvos dos Crimes entre 2012 e 2019 de Nova Lima.	134
Tabela 52 – Análise dos dados de Alvos dos Crimes entre 2012 e 2019 de Ribeirão das Neves. . . . .	134
Tabela 53 – Análise dos dados de Alvos dos Crimes entre 2012 e 2019 de Santa Luzia.	135
Tabela 54 – Análise de todos os registros da RMBH por Natureza dos Crimes entre 2015 e 2019. . . . .	135
Tabela 55 – Análise dos dados de Natureza dos Crimes entre 2015 e 2019 de Belo Horizonte. . . . .	135
Tabela 56 – Análise dos dados de Natureza dos Crimes entre 2015 e 2019 de Betim.	136
Tabela 57 – Análise dos dados de Natureza dos Crimes entre 2015 e 2019 de Contagem.	137
Tabela 58 – Análise dos dados de Natureza dos Crimes entre 2015 e 2019 de Nova Lima. . . . .	137
Tabela 59 – Análise dos dados de Natureza dos Crimes entre 2015 e 2019 de Ribeirão das Neves. . . . .	138
Tabela 60 – Análise dos dados de Natureza dos Crimes entre 2015 e 2019 de Santa Luzia. . . . .	138
Tabela 61 – Análise de todos os registros da RMBH por Alvos dos Crimes entre 2015 e 2019. . . . .	139
Tabela 62 – Análise dos dados de Alvos dos Crimes entre 2015 e 2019 de Belo Horizonte. . . . .	139
Tabela 63 – Análise dos dados de Alvos dos Crimes entre 2015 e 2019 de Betim. . .	139
Tabela 64 – Análise dos dados de Alvos dos Crimes entre 2015 e 2019 de Contagem.	140
Tabela 65 – Análise dos dados de Alvos dos Crimes entre 2015 e 2019 de Nova Lima.	140
Tabela 66 – Análise dos dados de Alvos dos Crimes entre 2015 e 2019 de Ribeirão das Neves. . . . .	140
Tabela 67 – Análise dos dados de Alvos dos Crimes entre 2015 e 2019 de Santa Luzia.	140
Tabela 68 – Análise temporal das Naturezas dos Crimes da RMBH no período de 2015 a 2019. . . . .	141
Tabela 69 – Análise temporal de Alvos dos Crimes da RMBH no período de 2015 a 2019. . . . .	141
Tabela 70 – Análise Temporal da RMBH e de Belo Horizonte, Betim, Contagem, Nova Lima, Ribeirão das Neves e Santa Luzia no período de 2012 a 2019.	142
Tabela 71 – Análise do Número de Matrículas por Etapa de Ensino de Belo Horizonte no período de 2015 a 2019. . . . .	149

Tabela 72 – Análise do Número de Matrículas por Etapa de Ensino de Betim no período de 2015 a 2019. . . . .	149
Tabela 73 – Análise do Número de Matrículas por Etapa de Ensino de Contagem no período de 2015 a 2019. . . . .	149
Tabela 74 – Análise do Número de Matrículas por Etapa de Ensino de Nova Lima no período de 2015 a 2019. . . . .	149
Tabela 75 – Análise do Número de Matrículas por Etapa de Ensino de Ribeirão das Neves no período de 2015 a 2019. . . . .	150
Tabela 76 – Análise do Número de Matrículas por Etapa de Ensino de Santa Luzia no período de 2015 a 2019. . . . .	150
Tabela 77 – Análise do Número de Matrículas por Rede de Ensino de Belo Horizonte no período de 2015 a 2019. . . . .	150
Tabela 78 – Análise do Número de Matrículas por Rede de Ensino de Betim no período de 2015 a 2019. . . . .	150
Tabela 79 – Análise do Número de Matrículas por Rede de Ensino de Contagem no período de 2015 a 2019. . . . .	150
Tabela 80 – Análise do Número de Matrículas por Rede de Ensino de Nova Lima no período de 2015 a 2019. . . . .	151
Tabela 81 – Análise do Número de Matrículas por Rede de Ensino de Ribeirão das Neves no período de 2015 a 2019. . . . .	151
Tabela 82 – Análise do Número de Matrículas por Rede de Ensino de Santa Luzia no período de 2015 a 2019. . . . .	151
Tabela 83 – Análise do Número de Estabelecimentos por Etapa de Ensino de Belo Horizonte no período de 2015 a 2019. . . . .	151
Tabela 84 – Análise do Número de Estabelecimentos por Etapa de Ensino de Betim no período de 2015 a 2019. . . . .	151
Tabela 85 – Análise do Número de Estabelecimentos por Etapa de Ensino de Contagem no período de 2015 a 2019. . . . .	152
Tabela 86 – Análise do Número de Estabelecimentos por Etapa de Ensino de Nova Lima no período de 2015 a 2019. . . . .	152
Tabela 87 – Análise do Número de Estabelecimentos por Etapa de Ensino de Ribeirão das Neves no período de 2015 a 2019. . . . .	152
Tabela 88 – Análise do Número de Estabelecimentos por Etapa de Ensino de Santa Luzia no período de 2015 a 2019. . . . .	152
Tabela 89 – Análise do Número de Estabelecimentos por Rede de Ensino de Belo Horizonte no período de 2015 a 2019. . . . .	152
Tabela 90 – Análise do Número de Estabelecimentos por Rede de Ensino de Betim no período de 2015 a 2019. . . . .	152

Tabela 91 – Análise do Número de Estabelecimentos por Rede de Ensino de Contagem no período de 2015 a 2019. . . . .	153
Tabela 92 – Análise do Número de Estabelecimentos por Rede de Ensino de Nova Lima no período de 2015 a 2019. . . . .	153
Tabela 93 – Análise do Número de Estabelecimentos por Rede de Ensino de Ribeirão das Neves no período de 2015 a 2019. . . . .	153
Tabela 94 – Análise do Número de Estabelecimentos por Rede de Ensino de Santa Luzia no período de 2015 a 2019. . . . .	153
Tabela 95 – Análise da Taxa de Rendimento de Belo Horizonte no período de 2015 a 2019. . . . .	153
Tabela 96 – Análise da Taxa de Rendimento de Betim no período de 2015 a 2019. . . . .	153
Tabela 97 – Análise da Taxa de Rendimento de Contagem no período de 2015 a 2019. . . . .	154
Tabela 98 – Análise da Taxa de Rendimento de Nova Lima no período de 2015 a 2019. . . . .	154
Tabela 99 – Análise da Taxa de Rendimento de Ribeirão das Neves no período de 2015 a 2019. . . . .	154
Tabela 100 – Análise da Taxa de Rendimento de Santa Luzia no período de 2015 a 2019. . . . .	154
Tabela 101 – Análise da Taxa de Aprovação por Etapa de Ensino de Belo Horizonte no período de 2015 a 2019. . . . .	154
Tabela 102 – Análise da Taxa de Aprovação por Etapa de Ensino de Betim no período de 2015 a 2019. . . . .	154
Tabela 103 – Análise da Taxa de Aprovação por Etapa de Ensino de Contagem no período de 2015 a 2019. . . . .	155
Tabela 104 – Análise da Taxa de Aprovação por Etapa de Ensino de Nova Lima no período de 2015 a 2019. . . . .	155
Tabela 105 – Análise da Taxa de Aprovação por Etapa de Ensino de Ribeirão das Neves no período de 2015 a 2019. . . . .	155
Tabela 106 – Análise da Taxa de Aprovação por Etapa de Ensino de Santa Luzia no período de 2015 a 2019. . . . .	155
Tabela 107 – Análise da Taxa de Aprovação por Rede de Ensino de Belo Horizonte no período de 2015 a 2019. . . . .	155
Tabela 108 – Análise da Taxa de Aprovação por Rede de Ensino de Betim no período de 2015 a 2019. . . . .	155
Tabela 109 – Análise da Taxa de Aprovação por Rede de Ensino de Contagem no período de 2015 a 2019. . . . .	156
Tabela 110 – Análise da Taxa de Aprovação por Rede de Ensino de Nova Lima no período de 2015 a 2019. . . . .	156
Tabela 111 – Análise da Taxa de Aprovação por Rede de Ensino de Ribeirão das Neves no período de 2015 a 2019. . . . .	156

Tabela 112–Análise da Taxa de Aprovação por Rede de Ensino de Santa Luzia no período de 2015 a 2019. . . . .	156
Tabela 113–Análise da Taxa de Reprovação por Etapa de Ensino de Belo Horizonte no período de 2015 a 2019. . . . .	156
Tabela 114–Análise da Taxa de Reprovação por Etapa de Ensino de Betim no período de 2015 a 2019. . . . .	157
Tabela 115–Análise da Taxa de Reprovação por Etapa de Ensino de Contagem no período de 2015 a 2019. . . . .	157
Tabela 116–Análise da Taxa de Reprovação por Etapa de Ensino de Nova Lima no período de 2015 a 2019. . . . .	157
Tabela 117–Análise da Taxa de Reprovação por Etapa de Ensino de Ribeirão das Neves no período de 2015 a 2019. . . . .	157
Tabela 118–Análise da Taxa de Reprovação por Etapa de Ensino de Santa Luzia no período de 2015 a 2019. . . . .	157
Tabela 119–Análise da Taxa de Reprovação por Rede de Ensino de Belo Horizonte no período de 2015 a 2019. . . . .	157
Tabela 120–Análise da Taxa de Reprovação por Rede de Ensino de Betim no período de 2015 a 2019. . . . .	158
Tabela 121–Análise da Taxa de Reprovação por Rede de Ensino de Contagem no período de 2015 a 2019. . . . .	158
Tabela 122–Análise da Taxa de Reprovação por Rede de Ensino de Nova Lima no período de 2015 a 2019. . . . .	158
Tabela 123–Análise da Taxa de Reprovação por Rede de Ensino de Ribeirão das Neves no período de 2015 a 2019. . . . .	158
Tabela 124–Análise da Taxa de Reprovação por Rede de Ensino de Santa Luzia no período de 2015 a 2019. . . . .	158
Tabela 125–Análise da Taxa de Abandono para Etapa de Ensino de Belo Horizonte no período de 2015 a 2019. . . . .	159
Tabela 126–Análise da Taxa de Abandono para Etapa de Ensino de Betim no período de 2015 a 2019. . . . .	159
Tabela 127–Análise da Taxa de Abandono para Etapa de Ensino de Contagem no período de 2015 a 2019. . . . .	159
Tabela 128–Análise da Taxa de Abandono para Etapa de Ensino de Nova Lima no período de 2015 a 2019. . . . .	159
Tabela 129–Análise da Taxa de Abandono para Etapa de Ensino de Ribeirão das Neves no período de 2015 a 2019. . . . .	159
Tabela 130–Análise da Taxa de Abandono para Etapa de Ensino de Santa Luzia no período de 2015 a 2019. . . . .	159

Tabela 131 – Análise da Taxa de Abandono para Rede de Ensino de Belo Horizonte no período de 2015 a 2019. . . . .	160
Tabela 132 – Análise da Taxa de Abandono para Rede de Ensino de Betim no período de 2015 a 2019. . . . .	160
Tabela 133 – Análise da Taxa de Abandono para Rede de Ensino de Contagem no período de 2015 a 2019. . . . .	160
Tabela 134 – Análise da Taxa de Abandono para Rede de Ensino de Nova Lima no período de 2015 a 2019. . . . .	160
Tabela 135 – Análise da Taxa de Abandono para Rede de Ensino de Ribeirão das Neves no período de 2015 a 2019. . . . .	160
Tabela 136 – Análise da Taxa de Abandono para Rede de Ensino de Santa Luzia no período de 2015 a 2019. . . . .	161
Tabela 137 – Lista dos indicadores de correlação para Criminalidade. . . . .	162
Tabela 138 – Lista dos indicadores de correlação para Educação. . . . .	165

# Lista de abreviaturas e siglas

**IBGE** Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

**LAI** Lei de Acesso à Informação

**IPEA** Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada

**IPCA** Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo

**INEP** Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira

**RISP** Região Integrada de Segurança Pública

**RMBH** Região Metropolitana de Belo Horizonte

**FIPE** Fundação Instituto de Pesquisas Econômicas

**FGTS** Fundo de Garantia do Tempo de Serviço

**TCU** Tribunal de Contas da União

**Sejusp** Secretaria de Estado de Justiça e Segurança Pública

# Sumário

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>23</b>
1.1	Objetivo Geral e Objetivos Específicos	23
1.2	Resultados Alcançados	24
1.3	Contribuições	25
1.4	Estrutura da Monografia	25
<b>2</b>	<b>FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA</b>	<b>27</b>
2.1	Era da Informação e Dados Públicos	27
2.2	Segurança Pública e Criminalidade	28
2.3	Educação Básica no Brasil	29
2.4	Economia e Mercado Imobiliário	31
2.4.1	Taxa de Juros Selic	31
2.4.2	Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA)	32
2.4.3	Fundo de Garantia do Tempo de Serviço (FGTS)	33
2.4.4	Preço de Venda de Imóveis Residenciais	34
2.5	Considerações Gerais	35
<b>3</b>	<b>TRABALHOS RELACIONADOS</b>	<b>36</b>
3.1	Mapa do Conhecimento da Segurança Pública e Saúde	36
3.2	Prevenção de Crimes: Uma abordagem com <i>Crowdsourcing</i>	37
3.3	Inferência da Taxa de Criminalidade com <i>Big Data</i>	38
3.4	O Impacto da Violência Criminal Urbana no Preço dos Imóveis Residenciais Rio de Janeiro	38
3.5	O Impacto da Violência no Preço dos Imóveis Comerciais de Belo Horizonte	40
3.6	Considerações Finais	40
<b>4</b>	<b>DESENVOLVIMENTO</b>	<b>43</b>
4.1	Definição do Problema	43
4.2	Dados Utilizados	44
4.2.1	Criminalidade	44
4.2.2	Educação Básica	47
4.2.3	Taxa de Juros Selic e IPCA	49
4.2.4	Saque do FGTS para Moradia Própria	50
4.2.5	Preço Médio de Venda de Imóveis Residenciais	50
4.3	Análise Exploratória de Dados	51

4.3.1	Criminalidade . . . . .	51
4.3.2	Educação Básica . . . . .	60
4.3.2.1	Número de Matrículas . . . . .	60
4.3.2.2	Número de Estabelecimentos . . . . .	67
4.3.2.3	Taxa de Rendimento . . . . .	73
4.3.3	Taxa de Juros Selic e IPCA . . . . .	83
4.3.4	FGTS: Saque moradia própria . . . . .	85
4.3.5	Preço Médio de Venda de Imóveis Residenciais . . . . .	87
<b>4.4</b>	<b>Análise de Correlação . . . . .</b>	<b>89</b>
4.4.1	Indicadores de Criminalidade . . . . .	89
4.4.1.1	Coeficientes de Correlação . . . . .	89
4.4.1.2	Análise de Centralidade . . . . .	90
4.4.2	Indicadores de Educação . . . . .	93
4.4.2.1	Coeficientes de Correlação . . . . .	93
4.4.2.2	Análise de Centralidade . . . . .	94
<b>4.5</b>	<b>Análise Descritiva . . . . .</b>	<b>97</b>
4.5.1	Regressão Múltipla para Belo Horizonte . . . . .	100
4.5.2	Regressão Múltipla para Contagem . . . . .	104
<b>4.6</b>	<b>Análise Preditiva . . . . .</b>	<b>107</b>
4.6.1	Configurações aplicadas em Belo Horizonte . . . . .	109
4.6.2	Configurações aplicadas em Contagem . . . . .	114
<b>4.7</b>	<b>Considerações Gerais . . . . .</b>	<b>119</b>
<b>5</b>	<b>CONCLUSÕES . . . . .</b>	<b>122</b>
<b>5.1</b>	<b>Limitações do Trabalho . . . . .</b>	<b>123</b>
<b>5.2</b>	<b>Contribuições e Trabalhos Futuros . . . . .</b>	<b>123</b>
	<b>REFERÊNCIAS . . . . .</b>	<b>125</b>
	<b>APÊNDICES . . . . .</b>	<b>129</b>
	<b>APÊNDICE A – ANÁLISE EXPLORATÓRIA DE CRIMINALIDADE</b>	<b>130</b>
<b>A.1</b>	<b>Tabelas . . . . .</b>	<b>130</b>
A.1.1	Natureza dos Crimes por município entre 2012 e 2019 . . . . .	130
A.1.2	Alvos dos Crimes por município entre 2012 e 2019 . . . . .	133
A.1.3	Natureza dos Crimes entre 2015 e 2019 . . . . .	135
A.1.4	Natureza dos Crimes por município entre 2015 e 2019 . . . . .	135
A.1.5	Alvos dos Crimes entre 2015 e 2019 . . . . .	139

A.1.6	Alvos dos Crimes por município entre 2015 e 2019 . . . . .	139
A.1.7	Análise temporal para Naturezas dos Crimes entre 2015 e 2019 . . . . .	141
A.1.8	Análise temporal para Alvos dos Crimes entre 2015 e 2019 . . . . .	141
A.1.9	Análise temporal para os municípios e RMBH entre 2015 e 2019 . . . . .	142
<b>A.2</b>	<b>Figuras . . . . .</b>	<b>142</b>
	<b>APÊNDICE B – ANÁLISE EXPLORATÓRIA DE EDUCAÇÃO . . . . .</b>	<b>149</b>
<b>B.1</b>	<b>Número de Matrículas por Etapa de Ensino . . . . .</b>	<b>149</b>
<b>B.2</b>	<b>Número de Matrículas por Rede de Ensino . . . . .</b>	<b>150</b>
<b>B.3</b>	<b>Número de Estabelecimentos por Etapa de Ensino . . . . .</b>	<b>151</b>
<b>B.4</b>	<b>Número de Estabelecimentos por Rede de Ensino . . . . .</b>	<b>152</b>
<b>B.5</b>	<b>Taxa de Rendimento por Município . . . . .</b>	<b>153</b>
<b>B.6</b>	<b>Taxa de Aprovação por Etapa de Ensino . . . . .</b>	<b>154</b>
<b>B.7</b>	<b>Taxa de Aprovação por Rede de Ensino . . . . .</b>	<b>155</b>
<b>B.8</b>	<b>Taxa de Reprovação por Etapa de Ensino . . . . .</b>	<b>156</b>
<b>B.9</b>	<b>Taxa de Reprovação por Rede de Ensino . . . . .</b>	<b>157</b>
<b>B.10</b>	<b>Taxa de Abandono por Etapa de Ensino . . . . .</b>	<b>159</b>
<b>B.11</b>	<b>Taxa de Abandono por Rede de Ensino . . . . .</b>	<b>160</b>
	<b>APÊNDICE C – CORRELAÇÃO . . . . .</b>	<b>162</b>
C.0.1	Lista de indicadores . . . . .	162

# 1 Introdução

No Brasil, o setor imobiliário esteve em crise nos últimos cinco anos, apresentando uma retomada a partir de 2019 e ganhando destaque como uma das atividades mais importantes da economia (ZULLO, 2020). O mercado reaqueceu com a queda das taxas de juros, uma vez que os juros dos financiamentos alcançaram valores bem mais atrativos (PAUXIS; SENA; BOSCO, 2020). Embora o ano de 2020 tenha sido caótico para alguns, devido a pandemia, o mercado imobiliário conseguiu se destacar e, como mencionado por Lucy Dobbin, expectativas eram de que este ano apresentasse resultados ainda melhores do que os de 2019 (VENTURA, 2020). O fato de a taxa de juros Selic estar muito baixa desfavorece investimentos em renda fixa, beneficiando o setor de imóveis que acaba se tornando uma opção de investimento (VENTURA, 2020).

Entretanto, a decisão de comprar um imóvel não está relacionada somente as taxas de juros e condições de financiamento. O processo se inicia na escolha da localização, quais as comodidades podem ser encontradas na região, segurança, o quão acessível é para uma escola de qualidade, dentre outros fatores. Em 2019, o Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA) utilizou como um dos critérios para comparar o desenvolvimento humano das cidades mais seguras e das menos seguras, a taxa de atendimento escolar de alunos entre 0 e 3 anos e entre 15 e 17 anos (NETO, 2020). Com isso, observou-se uma relação entre os indicadores sociais, como criminalidade e educação, e a economia do país, principalmente considerando o fato de que o próprio IPEA utilizou a educação como um instrumento para determinar o nível de segurança dos municípios.

A falta de compreensão de como as diferentes áreas do nosso país podem alterar o fluxo do setor de imobiliário, levou a uma busca e análise do quanto os valores médios de venda de imóveis podem ser beneficiados ou sofrerem com as alterações de indicadores sociais e econômicos. Ao analisar a Região Metropolitana de Belo Horizonte (RMBH) foi possível averiguar quais crimes, índices escolares e da economia conseguiriam explicar o preço médio de venda de imóveis residenciais nos municípios envolvidos.

Essa análise pode gerar impacto na vida da população, podendo alterar seu comportamento e fazer com que ela passe a consultar diferentes fontes antes de tomar decisões a respeito de compras de imóveis ou até mesmo em outras áreas.

## 1.1 Objetivo Geral e Objetivos Específicos

O objetivo geral deste trabalho foi encontrar um modelo que possibilite realizar previsões de preço médio de venda de imóveis residenciais, baseado em índices da crimina-

idade, educação e relacionados a economia e mercado imobiliário. Para alcançar o objetivo geral os seguintes objetivos específicos foram realizados:

- Pesquisa sobre trabalhos relacionados e fundamentação teórica;
- Levantamento, triagem de dados e definição de *features*, também chamados neste trabalho de indicadores ou variáveis;
- Caracterização dos dados: sumarização estatística e análise de correlação;
- Definição dos principais fatores de impacto no mercado imobiliário para venda de imóveis;
- Construção e validação de um modelo descritivo e preditivo;
- Realização de análises e conclusões.

## 1.2 Resultados Alcançados

Os objetivos propostos foram alcançados nesse trabalho. Durante o processo de caracterização dos dados foi possível compreender o comportamento dos dados, verificando a variação deles, principalmente, ao longo de séries temporais. Foi possível detectar os crimes e os alvos mais recorrentes, assim como verificar os números de registros para Belo Horizonte e outros cinco municípios próximos. Além disso, pode-se entender o que vem acontecendo com a educação da RMBH e com a economia do país.

Logo após, foi possível desenvolver e validar dois modelos descritivos para prever os preços médios de venda de imóveis residenciais dos municípios de Belo Horizonte e Contagem. Para obter as variáveis que representam a criminalidade e a educação, foram realizadas análises de correlação e, considerando os indicadores que era fortemente correlacionados, foram aplicadas medidas de centralidade para obter os indicadores que iriam prosseguir para as próximas etapas. Com isso, foram obtidos seis variáveis de criminalidade e duas de educação.

Para obtenção dos modelos mais significativos, foram realizados diversos testes até que ambos modelos fossem validos e atendessem todas as premissas da regressão.

Por fim, esses modelos foram avaliados e validados considerando sete configurações com diferentes tamanhos de base de treino e teste. O primeiro teste realizado considerava 80% da base como treino e 20% como teste, neste caso, como foram avaliados 60 meses, então 48 meses foram considerados para treino e 12 para teste, sendo nomeado de configuração (48,12) e os resultados obtidos foram dados como satisfatório. Em seguida foram aplicados configurações de 6 e 12 meses de treino, considerando 1, 3 e 6 meses de teste. Os resultados obtidos foram satisfatórios para as configurações de 6 meses de treino,

e percebeu-se que a mais representativa era aquela com apenas 1 mês como teste, ou seja, a configuração (6,1).

### 1.3 Contribuições

Através dos modelos e resultados obtidos foi possível perceber que existe uma relação entre a educação, a segurança e a economia, e que essa relação pode influenciar o setor imobiliário. Além disso, com a criação de um modelo, que realize previsão de preço médio de venda do metro quadrado de imóveis residenciais, baseado em indicadores de bases públicas fica mais fácil compreender como uma mudança de cenário pode impactar nesse setor.

Neste trabalho também conseguiu-se criar modelos que apresentam resultados significativos que permitem realizar previsão de preço médio do metro quadrado de venda de imóveis residenciais em Belo Horizonte e Contagem. Dessa forma, o setor imobiliário e a população podem ser auxiliadas nas tomadas de decisões ou como uma forma de acompanhar o que acontece no mercado imobiliário.

### 1.4 Estrutura da Monografia

No capítulo 2 são pontuadas informações a respeito dos principais conceitos e significado de dados públicos, segurança pública e criminalidade, educação básica, economia e mercado imobiliário. Além disso, são mostradas as principais fontes de dados e a relação com o assunto abordado. O capítulo foi dividido em cinco seções, cada uma delas aborda um dos temas citados acima, sendo que a última apresenta as considerações gerais a respeito do capítulo.

Em seguida, no Capítulo 3 são apresentados os trabalhos que de alguma forma abordam as áreas de criminalidade, educação e economia. O capítulo foi dividido em seis seções, sendo uma relacionada a cada trabalho e a última apresentando as considerações finais do capítulo.

O Capítulo 4 é dividido em sete seções. A primeira se refere à definição do problema, a segunda trata os dados utilizados, seguida das análises exploratórias dos dados, da análise de correlação e de centralidade para os dados de criminalidade e educação, das análises descritivas e preditivas, e por fim, um resumo dos resultados obtidos no capítulo.

Por fim, o Capítulo 5 trata das conclusões, limitações, contribuições e trabalhos futuros. Além disso, o trabalho conta com Apêndices. No Apêndice A constam as tabelas de sumarização dos dados dos municípios de Belo Horizonte, Betim, Contagem, Nova Lima, Ribeirão das Neves e Santa Luzia da análise exploratória de criminalidade do período de 2012 a 2019. Além de todas as tabelas e figuras referentes ao período de 2015 a 2019.

No Apêndice **B** são encontradas as tabelas de sumarização dos dados dos municípios da análise exploratória de educação. Por último, no Apêndice **C** encontram-se as tabelas com as listas de indicadores obtidas durante o processo de análise de correlação dos dados de criminalidade e educação.

## 2 Fundamentação teórica

Este capítulo irá tratar dos conhecimentos necessários para elaboração e compreensão deste trabalho. A primeira seção descreve sobre a era da informação e explica sobre dados abertos. A Seção 2.2 descreve sobre o cenário da criminalidade no país e os seus principais conceitos. A Seção 2.3 descreve os principais conceitos de educação básica e alguns dados a respeito do assunto. A Seção 2.4 descreve alguns conceitos relacionados ao funcionamento de indicadores econômicos brasileiros e a relação deles com o mercado imobiliário. Por fim, a Seção 2.5 apresenta as considerações gerais e sua ligação com assuntos futuros.

### 2.1 Era da Informação e Dados Públicos

A era da Informação ou era Digital trouxe grandes transformações para a forma como a sociedade, o mercado e a ciência se comportam. O termo traz como referência a nova dinâmica de como as informações transitam pelo mundo. A facilidade de acesso a informação devido a integração mundial e a ampliação da capacidade de armazenamento de dados, informações e formas de conhecimentos, como explicado em Pena (201-?), fez com que o mundo mudasse a forma de se educar, politizar e conscientizar. Ficou mais fácil entender sobre história da arte ou sobre o Egito Antigo consultando os bancos de dados direto nos acervos de museus espalhados pelo mundo inteiro, como o Museu do Louvre ou o Museu do Cairo, como citado por Barreira (2016).

No Brasil, além dos dados de pesquisa que já são coletados por institutos, como o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), foram criados diversos portais de transparência para serem disponibilizados dados relacionados a Administração Pública, esses dados são conhecidos como dados abertos governamentais, que são produzidos sob a tutela do governo. Como explicado no Portal Brasileiro de Dados Abertos<sup>1</sup>, por definição da *Open Knowledge Internacional*:

“dados são abertos quando qualquer pessoa pode livremente acessá-los, utilizá-los, modificá-los e compartilhá-los para qualquer finalidade, estando sujeito a, no máximo, a exigências que visem preservar sua proveniência e sua abertura.”

O Tribunal de Contas da União (TCU) apresentou cinco motivos para que as organizações públicas realizem a abertura dos dados em uma publicação chamada “5

---

<sup>1</sup> Pode ser acessado usando: <<http://dados.gov.br/pagina/dados-abertos>>

motivos para a abertura de dados na Administração Pública<sup>2</sup>”, sendo eles:

1. Transparência na gestão pública;
2. Contribuição da sociedade com serviços inovadores ao cidadão;
3. Aprimoramento na qualidade dos dados governamentais;
4. Viabilização de novos negócios;
5. Obrigatoriedade por lei.

A obrigação legal de abrir os dados na Administração Pública se dá pela Lei de Acesso à Informação (LAI)<sup>3</sup>, sancionada em 18 de novembro de 2011. Segundo o art. 1<sup>a</sup>, parágrafo único, a LAI se aplica aos órgãos públicos integrantes da administração direta dos Poderes Executivo, Legislativo, incluindo as Cortes de Contas, e Judiciário e do Ministério Público e as autarquias, as fundações públicas, as empresas públicas, as sociedades de economia mista e demais entidades controladas direta ou indiretamente pela União, Estados, Distrito Federal e Municípios.

## 2.2 Segurança Pública e Criminalidade

Segundo o Atlas da Violência 2020, divulgado pelo IPEA, a violência compõe uma das maiores questões de políticas públicas do Brasil (IPEA, 2020). A temática de Segurança Pública é mundialmente debatida, sendo seus conceitos tratados inclusive em convenções internacionais. Segundo a Constituição da República de 1988, a segurança pública é um dever do Estado, e de direito e responsabilidade de todos, por meio da polícia federal, da polícia rodoviária federal, da polícia ferroviária federal, das polícias civis, das polícias militares e corpos de bombeiros militares e das polícias penais federal, estaduais e distrital (BRASIL, 2020). Isso significa que os cidadãos devem ter a garantia da proteção aos direitos individuais, permitindo que cada um deles exerça seu direito de cidadania em segurança, isso inclui a convivência em comunidade, se divertir e trabalhar (GOMES, 2019).

Com isso, existe uma quebra de paradigma de que o único responsável pela segurança pública é a polícia. Essa responsabilidade que vai além de órgãos públicos e é algo que deve ser monitorado e construído com toda a sociedade. Outra ideia bastante disseminada é a de que problemas relacionados à crimes, violência e insegurança são decorrentes de condições e fatores de natureza econômica, social e cultural. Sendo assim, essa problemática está

<sup>2</sup> Pode ser encontrado no formato PDF no portal do Tribunal de Contas da União: <<https://portal.tcu.gov.br/biblioteca-digital/cinco-motivos-para-a-abertura-de-dados-na-administracao-publica.htm>>.

<sup>3</sup> Lei nº 12.527, disponível em: <[http://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/\\_Ato2011-2014/2011/Lei/L12527.htm](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_Ato2011-2014/2011/Lei/L12527.htm)>.

associada a áreas como educação, saúde, economia, entre outros, já que a violência no Brasil está diretamente associada à desigualdade social (GOMES, 2019). Sendo assim, pode-se interpretar a criminalidade como uma vertente da segurança pública.

Embora a criminalidade e a violência não sejam os únicos problemas da segurança pública, é imprescindível compreender que eles são reflexos do quadro político do país ou de determinada região. Isso exige que sejam tomadas ações a fim de direcionar esforços e investimentos em ensino de qualidade, saúde, lazer e quaisquer outras formas de desenvolver a consciência de como viver em comunidade.

Como forma de mensurar a criminalidade ou nível de insegurança, são utilizados dados de indicadores que expressam o número de crimes. Os dados são coletados e analisados pelas Secretarias de Estado responsáveis pela segurança em cada unidade federativa (FARIA, 2019). Em Minas Gerais, a secretaria responsável é a Secretaria de Estado de Justiça e Segurança Pública (Sejusp). Devido à LAI, a secretaria deve fornecer informações atualizadas dos dados públicos coletados, estas são disponibilizados em formato bruto e aberto, permitindo ser compreensíveis logicamente e ser reutilizados em aplicações desenvolvidas pela sociedade (SEJUSP, 2018). Os dados são encontrados facilmente na menu de Transparência na página de Dados Abertos no portal da SEJUSP.

Em geral, estão relacionados aos perfis de criminalidade pessoas com baixa escolaridade e renda. Mais uma vez relembrando como a criminalidade impacta socialmente e economicamente nos municípios, estados e país.

## 2.3 Educação Básica no Brasil

Atualmente, a educação básica no Brasil é de caráter obrigatório a partir dos quatro anos de idade, sendo dever dos pais ou responsáveis que as crianças e adolescentes a finalizem. De forma paralela, é dever do Estado disponibilizar esse tipo de educação, além de liberar iniciativas privadas que atendam as condições estabelecidas pela legislação. Ela pode ser categorizada em três grandes etapas: Educação Infantil, Ensino Fundamental e Ensino Médio. Cada etapa possui suas particularidades e metodologias apropriadas para cada faixa etária (SILVA, 2019).

Uma informação importante é que somente a partir de 2010 o regime de ensino fundamental passou a ser de 9 anos, sendo a matrícula obrigatória a partir dos 6 anos de idade. Anteriormente, o Pré que pertencia a Educação Infantil e o regime era de 8 anos sendo ele contado em série e não por ano (BARUEL; MACHADO, 2007). A Tabela 1 mostra a equivalência entre os regimes de 8 e 9 anos.

Tabela 1 – Equivalência entre os regimes de 8 e 9 anos do Ensino Fundamental.

Regime de 8 anos (Série)	Regime de 9 anos (Ano)
Pré (Educação Infantil)	1º Ano
1ª Série	2º Ano
2ª Série	3º Ano
3ª Série	4º Ano
4ª Série	5º Ano
5ª Série	6º Ano
6ª Série	7º Ano
7ª Série	8º Ano
8ª Série	9º Ano

Atualmente, a Educação Infantil é direcionada a crianças de zero a cinco anos de idade e tem como objetivo trabalhar aspectos cognitivo, físico, motor, social, cultural e psicológico. O Ensino fundamental por sua vez busca desenvolver habilidades para dominar escrita, leitura, cálculos e compreensão do ambiente social. Este é dividido em duas etapas: anos iniciais e anos finais. Os anos iniciais são compreendidos pelo 1º ao 5º ano e visam introduzir conceitos que estarão presentes durante toda a educação básica, sendo o 1º ano dedicado principalmente à alfabetização. Nos anos finais, que vão dos 6º ao 9º ano, são apresentados desafios mais complexos, e buscam expandir o conhecimento e conteúdos abordados. Já no Ensino Médio, os principais objetivos são o desenvolvimento de senso crítico, autoconhecimento e autonomia intelectual. Este acontece durante 3 anos e pode ser conciliado a um curso técnico profissionalizante (SILVA, 2019).

Conforme apontado por RIBEIRO, no Anuário Brasileiro da Educação Básica de 2020, foi divulgado que aproximadamente 88.631 mil crianças e adolescentes entre 6 e 14 anos de idade não estavam matriculadas, idade em que deveriam estar cursando o Ensino Fundamental. Quando se trata do Ensino Médio, ou seja, dos jovens entre 15 e 17 anos, 674.814 encontram-se fora da escola.

Os dados referentes à Educação, são geralmente divulgados pelo Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (INEP)<sup>4</sup>, que “é uma autarquia federal vinculada ao Ministério da Educação (MEC), responsável pelas avaliações e exames, pelas estatísticas e indicadores, e pela gestão do conhecimento e estudos educacionais” (INEP, 2020).

Em uma entrevista com a economista Ana Carla Abrão em 2018, na qual foi discutida a influência da Educação na economia de um país, ela afirma:

“Há diversas formas de se medir o impacto da Educação na economia. Um país mais educado gasta menos com saúde pública, tem níveis de segurança mais elevados, já que apresenta criminalidade mais baixa. Maior escolaridade faz com que, direta ou indiretamente, uma economia funcione com mais eficiência.”

<sup>4</sup> Pode ser acessado utilizando o novo portal: <<https://www.gov.br/inep/pt-br/>>.

A partir dessa afirmação, pode-se estabelecer um elo muito forte entre índices de criminalidade, educação e economia, isso reafirma a importância em entender como esses influenciam em várias áreas, principalmente quando se trata do mercado imobiliário.

## 2.4 Economia e Mercado Imobiliário

A economia do país influencia diversos tipos de mercado, incluindo o mercado imobiliário. São vários os fatores associados ao mercado imobiliário, mas as taxas de juros e facilitação de crédito e financiamentos se destacam. Quedas da taxa básica de juros significam que financiar um imóvel será mais fácil (QUINTELLA, 2020). É importante compreender o que são esses indicadores e o papel de cada um deles na economia e no mercado de imóveis.

### 2.4.1 Taxa de Juros Selic

A taxa básica de juros da economia ou taxa de juros Selic influencia todas as taxas de juros praticados no país. Isso significa que sua oscilação determina as taxas que serão cobradas pelos bancos ao conceder um empréstimo, ou taxas que um investidor receberá de uma aplicação financeira. A sigla Selic é proveniente do Sistema Especial de Liquidação e de Custódia que é um sistema administrado pelo Banco Central no qual são negociados títulos públicos federais. O valor da taxa Selic é dado pela taxa média registrada nas operações de empréstimos de curto prazo (vencimento de um dia) realizadas diariamente no sistema entre as instituições financeiras, que têm títulos públicos federais dados como garantia (INFOMONEY, 2020b).

Para entender o impacto da taxa Selic no mercado imobiliário, é necessário primeiro entender como ele é usado na economia do país e o cenário ao qual ele adéqua. Em 1999, foi criado um sistema de metas de inflação, com o objetivo de assegurar a estabilidade econômica e evitar os descontroles de preço. O sistema instituiu um compromisso do país em adotar medidas para manter a inflação dentro de uma certa faixa. Esta faixa é determinada periodicamente pelo Conselho Monetário Nacional (CMN), composto pelos ministros e o presidente do Banco Central. Por quase 15 anos a meta da inflação permaneceu em 4,5% ao ano. Para 2020, a meta estabelecida foi de 4%, tendo uma tolerância de 1,5 ponto percentual para cima ou para baixo, ou seja, para se cumprir a meta a inflação acumulada deve estar entre 2,5% e 5,5%. De maneira geral, o governo deve manter o controle da inflação, influenciando na quantidade de dinheiro que circula na economia. Isso significa que se a disponibilidade de recursos for alta, mais as pessoas tendem a consumir, por consequência existe um aumento na demanda por produtos e serviços fazendo que os preços subam, e vice e versa. Para fazer com que a Selic se mantenha próximo ao valor estabelecido pelo Comitê de Política Econômica (Copom), o Banco Central compra e

vende títulos federais, todos os dias, aumentando ou diminuindo a oferta (INFOMONEY, 2020b).

A taxa de juros Selic é um dos elementos centrais do sistema de metas da inflação, sendo a principal ferramenta para controlar o volume de recursos em circulação. Ter a taxa de juros Selic elevada significa que economia está aquecida e os preços estão subindo tanto ao ponto de afetar a meta da inflação. Ou seja, eleva-se a taxa de juros Selic, de forma que os juros fiquem mais altos, dificultando a utilização de crédito. Como consequência o consumo é desestimulado, facilitando assim o controle dos preços (INFOMONEY, 2020b).

A partir desse momento é possível compreender o impacto da taxa de Juros Selic sobre o mercado imobiliário. A oscilação da taxa de juros Selic irá determinar o foco do mercado imobiliário. Quando as taxas de juros estão altas, o mercado está mais favorável a imóveis mais populares ou estará focado em locação. Enquanto que, quando as taxas de juros estão baixas, são garantidas melhores condições de financiamentos imobiliários e as taxas podem ditar reajustes nos contratos de venda dos imóveis (INGAIA, 2020).

Além disso, o Banco Central também realiza um acompanhamento estatístico do mercado imobiliário<sup>5</sup>. Nele é possível observar diversos tipos de dados através de séries históricas. Entre eles encontram-se o Fundo de Garantia do Tempo de Serviço (FGTS) e o Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA).

#### 2.4.2 Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA)

Criado em 1979, o IPCA é um dos índices de inflação mais tradicionais. Ele mede a variação dos preços de um conjunto de serviços e produtos vendidos no varejo para os brasileiros e tem como objetivo abranger 90% da população que vive em áreas urbanas. Basicamente, o valor encontrado mostra se os preços aumentarem, diminuíram ou se mantiveram constantes quando comparado um mês a mês. Ele é calculado considerando famílias com rendimentos entre 1 a 40 salários mínimos, independente da fonte de renda. A cada mês, entre o primeiro e o 30º dia, são coletados os preços em lojas e estabelecimentos que prestam algum tipo de serviço, incluindo serviços públicos (como concessionária de energia elétrica e água). Além disso, são analisados cesta de produtos e serviços, como consultas médicas, mensalidade escolar, aparelhos eletrônicos, lazer e alimentos e, posteriormente, são atribuídos pesos de acordo com o consumo médio da população. Assim como a taxa de juros Selic, o IPCA é um indicador do sistema de metas de inflação (INFOMONEY, 2020a).

Em 2020, a composição do IPCA foi atualizada, passando a ter 377 itens que foram divididos em nove grupos de gastos e seus relativos pesos, sendo eles: Transporte (20,6%), Alimentação e Bebidas (19,3%), Habitação (15,6%), Saúde e cuidados pessoais (13,5%),

<sup>5</sup> Disponível em: <<https://www.bcb.gov.br/estatisticas/mercadoimobiliario>>.

Despesas pessoais (10,7%), Educação (6,1%), Comunicação (5,7%), Vestuário (4,6%) e Artigos de residência (3,8%) (INFOMONEY, 2020a).

O IPCA passou a ser utilizado com um dos indexadores que levam em conta a inflação para financiamentos imobiliários. Uma das vantagens é o valor da prestação inicial ser mais baixo, favorecendo famílias cuja renda não seria suficiente utilizando Taxa Referencial (TR)<sup>6</sup> (SEVERO, 2020). As principais diferenças podem ser melhor compreendidas analisando os dois modelos. No modelo que utiliza a Taxa de Referencial, as taxas cobradas pela Caixa Econômica Federal encontram-se entre 8,5% e 9,75% ao + TR. Já no modelo que utiliza o IPCA, os valores partem de 2,95% ao ano + IPCA (para funcionários públicos), podendo chegar a 4,95% + IPCA, a depender do valor de entrada, do relacionamento do tomador com o banco, entre outros (ZOGBI, 2019).

Os dados de IPCA, podem ser encontrados no portal do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Lá são disponibilizados os dados como série históricas, variações mensais por grupos, itens e subitens. Neste trabalho foram considerados os dados de séries históricas considerando a média nacional.

### 2.4.3 Fundo de Garantia do Tempo de Serviço (FGTS)

O FGTS, segundo a CAIXA, é um direito de “todo trabalhador brasileiro com contrato de trabalho formado, regido pela consolidação das Leis do Trabalho (CLT), e, também, trabalhadores domésticos, rurais, temporários, intermitentes, avulsos, safreiros (operários rurais que trabalham apenas no período de colheita) e atletas profissionais”.

Mensalmente é depositado em uma conta aberta na Caixa, em nome do empregado e vinculado ao seu contrato de trabalho, o valor corresponde a 8% do salário do trabalhador. O total desses depósitos mensais é o FGTS (CAIXA, 2020a). Embora seu principal objetivo seja proteger o trabalhador demitido sem justa causa, o FGTS também pode ser utilizado em casos de doença e para adquirir a casa própria.

Ao realizar um financiamento habitacional, a CAIXA permite que o FGTS seja utilizado em três situações:

- Compra de imóveis e construção: servindo como entrada de um financiamento, podendo ser utilizado para comprar ou construir um imóvel residencial. Pode constituir parte do pagamento ou ser o valor total.
- Amortização ou liquidação do saldo devedor: sendo usado como uma forma de quitar totalmente ou parcialmente a dívida de um financiamento, desde que esse tenha sido assinado nos termos do Sistema de Financeiro de Habitação (SFH).

<sup>6</sup> A Taxa Referencial, é o modelo comumente seguido nos contratos de financiamento realizados pelo Sistema Financeiro de Habitação (quando se trata de imóveis de até R\$1,5 milhão), em que a correção se dá considerando a TR.

- Pagamento de parte do valor das prestações: podendo ser utilizado para diminuir em até 80% o valor das prestações em 12 meses consecutivos, desde que esse tenha sido assinado nos termos do Sistema de Financeiro de Habitação (SFH).

O governo brasileiro disponibiliza um portal para tratar de assuntos relacionados ao FGTS. Nele são encontradas informações quantitativas, como valor de empréstimo, população beneficiada e empregos gerados, informações de descontos (subsídios), entre outros. O portal foi usado como uma das fontes de coleta de dados para este trabalho. A ferramenta só permite filtrar por Unidade Federativa, tipo de saque e o período a ser observado. Neste trabalho foram utilizados os dados do estado de Minas Gerais, com periodicidade mensal entre os anos de 2015 e 2019. Embora existam outros tipos de saque direcionados a moradia, como este trabalho está ligado a compra de imóveis, então foram utilizados somente os dados de relacionado ao tipo de saque “91 - Saque moradia própria - pagamento total ou parcial do preço de aquisição de imóvel residencial (DAMP TIPO 1)”.

#### 2.4.4 Preço de Venda de Imóveis Residenciais

O preço de venda de imóveis residenciais é algo constantemente monitorado. Além do acabamento, idade da construção e estrutura, a localização impacta diretamente na valorização do imóvel. Dessa forma, imóveis que estão localizados em regiões desprivilegiadas sofrem depreciação. A maioria das pessoas preferem evitar regiões com grande incidência de criminalidade ou com ausência de atendimento a serviços básicos (INGAIA, 2020).

Ao avaliar uma propriedade, geralmente, busca-se determinar o preço mais provável que seria pago considerando o mercado. Pode acontecer uma divergência entre os conceitos de valor e preço, isso por que devido às preferências individuais os preços podem se distanciar daquele realmente pago pelo mercado (JUNIOR; LEMME, 2005).

Quando um avaliador vai determinar o preço de uma propriedade ele deve considerar aspectos como vizinhança, comércio local, escolas e outras características que podem afetar a região. Além disso, ele deve considerar também os preços de mercado praticados na região. Isso quer dizer que, serão identificadas propriedades que foram vendidas recentemente e que mais se aproximam ao imóvel que está sendo avaliado. O método é conhecido como "método de comparação de vendas" ou “*sales comparison approach*”. Outra possibilidade seria baseado na tentativa de reproduzir os custos de reposição, conhecido como "método de custos" ou “*cost approach*”. Este por sua vez tenta estimar o custo para reproduzir a estrutura física, desconsiderando a depreciação, e adicionar esse custo ao valor do terreno, afim de obter o valor total (JUNIOR; LEMME, 2005).

No trabalho apresentado por JUNIOR; LEMME pode-se inferir que “a proximidade de áreas de baixa renda e de elevados índices criminais influencia negativamente o valor

dos imóveis”, embora eles não tenham conseguido estabelecer uma relação de causa e efeito.

A Fundação Instituto de Pesquisas Econômicas ([FIPE](#)) considerando os anúncios de imóveis publicados na ZAP Imóveis e em outras portais da Internet, determina um índice chamado de Índice Fipezap. A base conta com mais de 500 mil anúncios válidos por mês e os dados são disponibilizados no portal da [FIPE](#). Entre eles podem ser encontrados os preços médios de venda e locação de diversos tipos de imóveis, em 50 municípios brasileiros. Para este trabalho, foram utilizados somente os dados referentes ao preço médio de venda de imóveis residenciais nos municípios de Belo Horizonte, Betim e Contagem.

## 2.5 Considerações Gerais

Considerando o assuntos apresentados este trabalho busca explicitar a ligação entre eles, utilizando os dados disponibilizados. Como mostrado a criminalidade é afetada, principalmente, pela qualidade de educação oferecida. Por consequência de um baixo nível de escolaridade, a economia do país sofre, já que devido a baixa qualidade de mão de obra e trabalhadores menos produtivos, o país se vê obrigado a importar mão de obra ([VIRTU, 2019](#)).

Fatores como a queda das taxas de juros, facilitação de acesso à crédito, ou elevação do teto dos financiamentos utilizando o FGTS ([IMOVELWEB, 2017](#)), são consequências da situação econômica e social do país, que por sinal impactam diretamente no mercado imobiliário.

## 3 Trabalhos Relacionados

Esse capítulo será dedicado a apresentar os trabalhos relacionados. Foram selecionados cinco artigos que envolviam as áreas de estudo deste trabalho. A Seção 3.1, descreve do trabalho “*The Knowledge Map of Public Safety and Health*” escrito por WANG; LV; SUO, realizando uma abordagem a respeito das regiões, países e instituições que realizam pesquisas científicas nas áreas de segurança e saúde pública. A Seção 3.2 descreve o trabalho desenvolvido por CVIJKJ et al., intitulado de “*Towards a Crowdsourcing Approach for Crime Prevention*”, que apresenta uma pesquisa realizada utilizando um aplicativo para rastreamento de crimes. A Seção 3.3 descreve o trabalho de WANG et al., nomeado de “*Crime Rate Inference With Big Data*”, que apresenta uma nova linha de pesquisa que abordasse variáveis diferentes das usadas em métodos tradicionais de inferência de taxa de criminalidade. A Seção 3.4 descreve o trabalho “O impacto da violência criminal urbana no preço dos imóveis residenciais na região da Tijuca, cidade do Rio de Janeiro: um estudo exploratório”, escrito por JUNIOR; LEMME, no qual se analisa o impacto da criminalidade nos preços dos imóveis em uma determinada região da cidade do Rio de Janeiro. A Seção 3.5, apresenta o trabalho de PAIXÃO intitulado “O impacto da violência no preço dos imóveis comerciais de Belo Horizonte: uma abordagem hedônica”, que realiza uma análise de como a criminalidade em Belo Horizonte impacta no preço dos imóveis comerciais. Por fim, a seção 3.6 apresenta as considerações finais a respeito dos trabalhos.

### 3.1 Mapa do Conhecimento da Segurança Pública e Saúde

O artigo tem como objetivo desenhar o mapa de conhecimentos e entender as regiões mais frequentes de pesquisas em segurança e saúde pública baseado na base de dados da *Web of Science*. Foram considerados países e regiões, instituições e *hotspots* de pesquisa.

Para este trabalho foram coletados 3789 registros da *Web of Science Core Collection*, considerando as palavras chaves segurança e saúde pública. Foram contados os números de autores, citações e palavras chaves usando o software *Histcite* e posteriormente analisados. A partir destes dados, foi construído um mapa de calor que mostrava a concentração de instituições de pesquisas científicas, utilizando o *Google Fusion Tables*. Utilizando o *Histcite*, o mapa foi analisado e foram obtidos os 10 principais países e as 10 principais instituições que se destacam quanto a frequência de publicações nesta área.

Em relação às áreas de pesquisa, foram feitas duas análises. A primeira sobre as categorias dos assuntos encontrados e a segunda considerando as palavras chaves. Estas foram realizadas através do método de “*citation burst*” do *Citespace*, considerando o período

de 2000 a 2014. Para as categorias dos assuntos foram analisadas as intensidades do *burst*. Já para as palavras chave foi realizada uma análise de co-ocorrência e identificados os padrões, para posteriormente selecionar aqueles que apresentavam maior centralidade. Foram considerados 27 assuntos e 20 palavras chaves. Além disso, também foram analisadas as citações em si e selecionados os 20 principais artigos por ordem decrescente de intensidade.

A partir de uma análise geral do artigo, foi identificado que a construção das relações entre os assuntos encontrados não foi muito bem apresentada, já que não foi possível encontrar informações a respeito do assunto. Entretanto, um ponto forte do artigo foi que ele permitiu de forma visual uma identificação das regiões e instituições que realizam um número maior de pesquisas científicas relacionadas às áreas filtradas, além de permitir identificar quais os assuntos mais abordados e os artigos mais utilizados como referências. O artigo também permitiu que fossem relacionados diferentes assuntos que estão interligados.

## 3.2 Prevenção de Crimes: Uma abordagem com *Crowdsourcing*

Este artigo tem como objetivo o rastreamento de ocorrências de crimes. Por meio do aplicativo *CityWatch*, desenvolvido pelos autores, os mesmos buscam promover um comportamento preventivo da comunidade de forma a gerar conscientização a respeito dos níveis de criminalidade atuais e futuros. Além disso, eles desejam entender as intenções e motivações dos usuários em relação ao uso e criação de conteúdo (*crowdsourcing*) para o aplicativo desenvolvido.

Inicialmente, o aplicativo contava com duas fontes de dados distintas, uma proveniente de uma seguradora da Suíça, que fornecia dados de sinistros de propriedades, e a outra se tratava da própria aplicação, que coletava dados por meio de *crowdsourcing*. Baseado no aplicativo piloto, desenvolvido como uma aplicação web, foi realizado um estudo quantitativo onde foi desenvolvido um questionário que posteriormente foi respondido por 101 pessoas. Nele constavam perguntas a respeito de demografia (gênero, nacionalidade e situação familiar), intenções de uso e motivações. Além disso, foi coletado um histórico de crimes contra propriedade.

Após uma análise geral pode-se identificar que o aplicativo piloto focava somente em roubos domésticos, reduzindo assim o seu nicho de interesse. Outro problema identificado, foi que o aplicativo indica que podem ser vistos dados históricos e dados futuros, mas não há explicações sobre como os dados futuros são calculados. Além disso, ainda não é possível identificar detecções duplicadas, o que não gera uma predição acurada dos crimes. A aplicação não foi considerada como um serviço de uso diário, ou seja, os usuários somente a utilizavam em casos específicos. Entretanto, a pesquisa indicou que as pessoas poderiam utilizar o aplicativo antes de mudarem de casa, ou seja, seria útil para tomada

de decisões. Os autores conseguiram identificar que a causa do desinteresse do uso diário ou por outros motivos que não fosse a mudança de casa, estava relacionado aos tipos de dados usados no aplicativo piloto, uma vez que a informação de roubo doméstico não era relevante para alguns usuários. Houve um grande interesse de partes dos moradores que expressaram a intenção de compartilhar experiências pessoais para alimentar a aplicação. Por fim, o aplicativo apresentou um potencial para ser usado em prevenção de crimes.

### 3.3 Inferência da Taxa de Criminalidade com *Big Data*

Neste artigo, os autores estudam o problema da inferência da taxa de criminalidade no nível de bairro, por meio dos uso de dados de pontos de interesse (do inglês, *Points-of-Interest* – POI, são locais que em geral pertencem às categorias de alimentação, compras, educação, entre outros) e os dados de fluxo de táxi em grande escala na cidade de Chicago, nos Estados Unidos. Além disso eles buscam mostrar a diferença em relação aos métodos tradicionais, que utilizam somente as características demográficas e geográficas para estimar as taxas de criminalidade da região.

Para o desenvolvimento do trabalho foram realizados diversos experimentos, incluindo uma comparação sistemática entre regressão linear e os modelos binomiais negativos. Além disso, foram realizados testes de diferentes combinações de recursos e discussões sobre como construí-los. Os experimentos foram realizados considerando os dados de crimes ao longo dos anos de 2001 e 2015. Basicamente, o processo de estimativa das taxas de criminalidade para uma determinada região acontece baseado nas informações de todas as outras regiões.

Em geral, os autores conseguiram abordar o dinamismo dos membros da comunidade de Chicago, já que buscam entender os deslocamentos realizados dentro da cidade. Foram utilizadas bases de dados com uma série histórica de 15 anos, sendo uma base bem construída e com uma grande quantidade de dados. Além disso, eles conseguiram mostrar que o uso de grandes bases de dados urbanos representa uma melhoria significativa nos resultados obtidos. Entretanto, não foram encontradas as descrições a respeito do tipo de crimes e, portanto, não foram realizadas análises que levassem isto em consideração, não podendo determinar a influência de cada crime em cada região.

### 3.4 O Impacto da Violência Criminal Urbana no Preço dos Imóveis Residenciais Rio de Janeiro

Este artigo tem como objetivo avaliar o impacto da violência criminal urbana na região da Tijuca, no Rio de Janeiro a partir de dados do mercado imobiliário, para

de determinar a perda de valor dos imóveis baseado na localização e da qualidade da circunvizinhança.

Para tal estudo foi utilizado o método de preços hedônicos, desconsiderando os imóveis comerciais (escritórios, lojas, etc). Foram traçados dois modelos para análise, o modelo 1 e o modelo 2, como nomeado pelos autores, que foram divididos em variáveis dependentes e variáveis independentes (estruturais, localização e vizinhança). As variáveis estruturais incluíam número de quartos, número de andar, número de suíte e outros aspectos observados para cada modelo.

Para o modelo 1, o objetivo era medir o impacto da violência criminal no preço dos imóveis. Este utilizou da segmentação da cidade por bairros, para verificar a existência de impactos entre eles. A variável dependente foi dada pelo preço da oferta de venda, e a variável independente, chamada localização, foi dada pelos bairros e para a variável chamada vizinhança, neste caso, foram usados os dados agregados de números de crime por Áreas Integradas de Segurança Pública (AISP) do estado do Rio de Janeiro. Sendo eles, número de crimes contra a vida, número de crimes contra o patrimônio, número de crimes ligados às drogas, número de encontro de cadáveres, número de ocorrências de porte e disparo de armas.

Já o modelo 2 possuía um maior número de variáveis independentes, sendo considerados somente imóveis da área da Tijuca, avaliando os impactos específicos considerando a proximidade das áreas subnormais (ou, como mencionado pelos autores, as favelas). Para tal foi utilizado a distância euclidiana entre os imóveis e os centroides das favelas, dados de negociações efetivas provenientes de laudos de imóveis vendidos e entrevistas realizadas com corretores. Dessa forma, como variável dependente foi utilizado o preço efetivo de venda, para a variável de localização foram usados a proximidade a transporte e o CEP dos imóveis, e para a variável vizinhança, foram usadas a distância em relação às favelas.

Uma análise generalizada do artigo mostra que a faixa de tempo escolhida para realizar a análise foi curta, somente entre o período de junho 2000 a janeiro 2002 e o estudo realizado foi de natureza somente exploratória. Além disso, conforme mencionado pelos autores, o modelo 1 foi considerado mais impreciso. Segundo eles, isso aconteceu pelo fato de terem sido usado dados de ofertas de imóveis e pelo menor número de variáveis explicativas, por conta da quantidade e da qualidade dos dados obtidos, sendo este um problema ocasionado pela acessibilidade. Entretanto, os autores conseguiram inferir que a proximidade com áreas de baixa renda e de elevados índices criminais apresentam uma influência negativa no valor dos imóveis, embora eles não tenham conseguido explicar a relação de causa e efeito entre as variáveis citadas. Além disso, eles mesmos consideraram como um ponto positivo, o trabalho ter permitido a abertura para novas pesquisas na área, considerando a descrição dos dados e as orientações de bases de dados adequadas.

### 3.5 O Impacto da Violência no Preço dos Imóveis Comerciais de Belo Horizonte

Assim como o artigo apresentado na seção 3.4, este artigo também utiliza do modelo de preços hedônicos objetiva estimar o custo social da violência no preço dos imóveis comerciais para o município de Belo Horizonte. Neste caso, os imóveis comerciais foram divididos entre salas e lojas.

Para tal pesquisa foi utilizada uma amostra com lojas e salas transacionadas no ano de 2003 considerando os dados do ITBI (Imposto de Transações Imobiliárias). Além disso, foram utilizadas as taxas de homicídios e roubos a transeuntes. Para cada tipo de imóvel, foi executado um modelo hedônico, já que a estruturação do preço é diferente para lojas e salas dado a diferença do perfil de utilização de cada um. Dessa forma, foram obtidos quatro modelos de regressão hedônica que separava cada tipo de crime em cada tipo de imóvel comercial.

A partir de uma análise geral do artigo, foi identificado a necessidade de ter informações detalhadas sobre cada imóvel. O tempo de análise dos dados é curto (somente um ano), por consequência tiveram que optar por trabalhar com taxa de criminalidade defasada, não possuindo informações completas a respeito do assunto. Entretanto, foram realizadas análises dos *outliers* e foi utilizada outra base de dados para estabelecer os limites dos dados, já que estes poderiam indicar imóveis ou regiões com características muito singulares. Além disso, ao analisar cada variável separadamente, já que cada imóvel possui um público diferente, percebeu-se que cada um poderia ter a predominância de um tipo de crime diferente.

### 3.6 Considerações Finais

De modo geral, os trabalhos apresentados buscam realizar algum tipo de monitoramento, mesmo que este seja temporário. Quando comparado com os trabalhos relacionados, este trabalho se diferencia principalmente na abordagem dos dados. Para o desenvolvimento deste, foram considerados além dos dados de criminalidade, os dados relacionados a área de educação e do mercado imobiliário.

Um resumo geral dos trabalhos escolhidos, pode ser encontrado na Tabela 2. Na coluna “Trabalho” são encontradas os autores dos trabalhos, na coluna “Objetivo” é mostrado o principal objetivo do trabalho, conforme apresentado pelos autores. Nas colunas “Vantagens” e “Desvantagens” são mostrados alguns pontos encontrados ou que poderiam ter sido melhorados durante da leitura.

No trabalho de [WANG; LV; SUO](#) além realizar o monitoramento de áreas e instituições de pesquisa de segurança e saúde pública, ele visava mostra visual o resultado

obtido. Além disso ele não tinha como objetivo categorizar os tipos de crimes que acontecem com maior frequência. Embora este também não seja o foco do presente trabalho, é possível identificar os números de ocorrência de cada tipo de crime.

Tabela 2 – Resumo dos trabalhos relacionados

Trabalho	Objetivo	Vantagens	Desvantagens
Wang, Lv e Suo	Desenhar o mapa de conhecimentos e entender as regiões mais frequentes de pesquisas em segurança e saúde pública baseado na base de dados da <i>Web of Science</i>	Permitiu de forma visual identificar países, regiões e instituições que realizam um grande volume de pesquisas científicas na área de segurança e saúde pública	A construção da relação entre os assuntos não foi bem explicada;
Cvijikj, Kadar, Ivan e Te	Rastreamento de ocorrências de crimes, por meio do aplicativo <i>CityWatch</i> que utiliza <i>crowdsourcing</i>	Aplicativo consegue auxiliar em tomada de decisões, quando o assunto é mudar de residência; foi observado um grande interesse por parte dos usuários em compartilhar informações; aplicativo com potencial para prevenção de crimes	Foco somente em roubos domésticos; Não há explicação sobre como os dados futuros são gerados; os autores não conseguiram identificar detecções duplicadas; Aplicativo não foi considerado de uso diário
Wang, Kifer, Graif e Li	Estudar o problema da inferência da taxa de criminalidade no nível de bairro, por meio dos uso de dados de pontos de interesse (Points-of-Interest ou POI) e os dados de fluxo de táxi em grande escala na cidade de Chicago, nos Estados Unidos	Abordagem diferente das tradicionais; uso de uma série histórica de 15 anos; uso de grandes dados urbanos apresenta uma melhoria significativa nos resultados	Não foram encontrados detalhamentos a respeito dos tipos de crime, dessa forma, não foi possível determinar a influência de cada crime em cada região
Junior e Lemme	Avaliar o impacto da violência criminal urbana na região da Tijuca, no Rio de Janeiro, usando o modelo de preços hedônico a partir de dados do mercado imobiliário, para de determinar a perda de valor dos imóveis baseado na localização e da qualidade da circunvizinhança	Foi possível inferir que a proximidade com áreas de baixa renda e de elevados índices criminais reduz o preço dos imóveis; permite abertura para novas pesquisas na área	A faixa de tempo dos dados é curta; estudo somente de natureza exploratória; o modelo 1 é impreciso;

Continuação da Tabela 2			
Trabalho	Objetivo	Vantagens	Desvantagens
Paixão	Estimar o custo social da violência no preço dos imóveis comerciais para o município de Belo Horizonte, utilizando o modelo de preços hedônicos	Análise de <i>outliers</i> ; uso de outra base para estabelecer o limite dos dados; análise de cada variável separadamente	Necessidade de ter informações detalhadas sobre cada imóvel; a faixa de tempo dos dados é curta; dados de taxa de criminalidade defasados

O trabalho apresentado por [CVIJKJ et al.](#), se difere principalmente no ponto em que ele utiliza dados fornecidos pela comunidade, sendo para o presente trabalho são utilizadas somente bases de dados fornecidas por instituições de pesquisas brasileiros e da Secretaria de Segurança do estado de Minas Gerais.

Em relação ao trabalho [WANG et al.](#), embora ele apresente uma série histórica maior, não foram encontradas divisões dos crimes por tipo. No presente trabalho, a busca é além de relacionar a criminalidade ao preço de venda de imóveis residenciais, entender também quais são os crimes.

De forma diferente à apresentada por [JUNIOR; LEMME e PAIXÃO](#), além de apresentar uma série histórica maior do que as utilizadas nos trabalhos citados, este trabalho não visa realizar uma abordagem hedônica. Em relação ao tipo de imóvel, diferentemente do artigo 5, este trabalho utiliza dados para imóveis residenciais e não comerciais. Outro ponto importante, é o fato que a análise deixa de ser somente para Belo Horizonte e passa a ser para a Região Metropolitana de Belo Horizonte, embora haja um afunilamento no final devido à ausência de dados para analisar as demais cidades.

## 4 Desenvolvimento

Este capítulo descreve a metodologia de análise de dados utilizada no desenvolvimento deste trabalho. A primeira Seção 4.1 é dedicada à definição do problema alvo deste trabalho. A Seção 4.2 descreve os dados que serão utilizados e suas respectivas fontes. Na Seção 4.3 são apresentadas as análises exploratórias de dados. A Seção 4.4 mostra as análises de correlação dos dados de criminalidade e educação e apresenta uma definição de quais são as variáveis selecionadas para continuação da análise de regressão. Na Seção 4.5 se encontram as regressões lineares realizadas para determinar o comportamento do preço médio de imóveis de Belo Horizonte e Contagem. A Seção 4.6 mostra a análise preditiva baseada nos modelos descritivos encontrados na seção anterior. Por fim, a Seção 4.7 sumariza os resultados obtidos neste capítulo.

Para a desenvolvimento deste trabalho, em termos de tecnologia, foi utilizada a IDE Spyder do Anaconda 3 com o Python na versão 3.8. Os principais pacotes utilizados foram Matplotlib, NumPy, Pandas e NetworkX.

### 4.1 Definição do Problema

Hoje em dia, ainda existem dúvidas sobre o que pode influenciar nos preços médios de venda de imóveis residenciais pois eles podem ser influenciados por diversos fatores. O mercado imobiliário considera diversos índices e indicadores que podem fazer com que os preços oscilem no decorrer do tempo. Então, compreender esses índices e indicadores é também compreender a oscilação dos valores dos preços médios de imóveis residenciais. Isso é importante pois pode ajudar na realização de vendas futuras, previsão de custos ou até mesmo ajudar no controle desses indicadores para que não possam impactar no mercado imobiliário e, conseqüentemente, na economia.

Diante desse contexto, o objetivo deste trabalho é mostrar por meio de coleta e análise de dados públicos como alguns indicadores econômicos e sociais podem influenciar a variação de preços médio de imóveis residenciais por municípios da Região Metropolitana de Belo Horizonte. Sendo assim, além de caracterizar o comportamento do preço médio influenciado por esses indicadores, também será possível encontrar um modelo que permita realizar a previsão de preços médios em um período de tempo no futuro.

## 4.2 Dados Utilizados

Para o desenvolvimento deste trabalho foram utilizados dados abertos de diferentes plataformas. Foram coletados dados de criminalidade e estatísticas de Educação Básica da Região Metropolitana de Belo Horizonte (RMBH)<sup>1</sup>. Os dados de preço médio de venda imóveis residenciais para Belo Horizonte, Contagem e Betim, as Taxas de Juros Selic e Variação Mensal do Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA). Além desses, os dados de Saques do Fundo de Garantia do Tempo de Serviço (FGTS) para moradia própria. As fontes da origem da coleta são mostradas na Tabela 3, assim como a abrangência dos dados.

Tabela 3 – Referência dos dados usados.

Dado	Fonte de Coleta	Abrangência
Criminalidade	Secretaria de Estado de Justiça e Segurança Pública de Minas Gerais (Sejusp)	RMBH
Educação Básica	Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (INEP)	RMBH
Taxa de Juros Selic	Receita Federal - Ministério da Economia	Nacional
IPCA	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE)	Nacional
Saque do FGTS para Moradia Própria	Fundo de Garantia do Tempo de Serviço (FGTS)	Minas Gerais
Preço Médio de Venda Imóveis Residenciais	Fundação Instituto de Pesquisas Econômicas (FIPE)	Belo Horizonte, Betim e Contagem

Embora o IGP-M ou Índice Geral de Preços do Mercado seja bastante mencionado quando se trata do mercado imobiliário, já que ele é um dos índices mais utilizados como base para realizar correções e reajustes dos preços no mercado, optou-se por não considera-lo neste trabalho (LOFT, 2019). Essa decisão foi tomada considerando que ele é mais utilizado como indexador de contratos de aluguel e o foco deste trabalho está no preço médio de venda.

### 4.2.1 Criminalidade

Os dados de criminalidade são disponibilizados em arquivos nos formatos XLSX e CSV e divididos em 8 (oito) categorias, sendo elas:

- Veículos Furtados;
- Veículos Roubados;

<sup>1</sup> A Região Metropolitana de Belo Horizonte é composta por 34 municípios, sendo eles: Baldim, Belo Horizonte, Betim, Brumadinho, Caeté, Capim Branco, Confins, Contagem, Esmeraldas, Florestal, Ibirité, Igarapé, Itaguara, Itatiaiuçu, Jaboticatubas, Juatuba, Lagoa Santa, Mário Campos, Mateus Leme, Matozinhos, Nova Lima, Nova União, Pedro Leopoldo, Raposos, Ribeirão das Neves, Rio Acima, Rio Manso, Sabará, Santa Luzia, São Joaquim De Bicas, São José da Lapa, Sarzedo, Taquaraçu de Minas e Vespasiano

- Estratificação de Furtos por Alvo (estabelecimentos comerciais, residências, transporte coletivo, cargas e transeuntes);
- Estratificação de Roubos por Alvo (estabelecimentos comerciais, residências, transporte coletivo, cargas e transeuntes);
- Vítimas de Homicídio Consumado;
- Crimes Violentos: soma dos registros de Estupro Consumado; Estupro de Vulnerável Consumado; Estupro de Vulnerável Tentado; Estupro Tentado; Extorsão Consumado; Extorsão Tentado; Extorsão Mediante Sequestro Consumado; Homicídio Tentado; Roubo Consumado; Roubo Tentado; Sequestro e Cárcere Privado Consumado; Sequestro e Cárcere Privado Tentado e Homicídio Consumado (registros);
- Outros crimes: Furto Consumado e Lesão Corporal Consumado;
- Violência Doméstica e Familiar contra a Mulher e de Vítimas de Femicídio.

Com exceção da última categoria, que no período de coleta não constava na fonte, todas as outras foram coletadas. Os arquivos em geral possuem Notas Metodológicas; uma visão geral dos dados em relação aos municípios; uma visão geral dos dados em relação Região Integrada de Segurança Pública (RISP); dados consolidados; População por Município e lista com municípios da RMBH, sendo que cada um era colocado em uma planilha separada.

Para este trabalhos, foram utilizados os dados consolidados dos municípios pertencentes a região metropolitana de Belo Horizonte. Para os dados são consideradas as colunas Registros, Natureza, Alvos, Município, Código do IBGE, Mês (numérico), Ano, RISP (indicação numérica da região) e RMBH (se município pertencia ou não). Não foram utilizados as colunas de Códigos do IBGE e RISP. A coluna RMBH auxilia na filtragem de municípios. A descrição geral dos dados é mostrada na Tabela 4.

Tabela 4 – Dicionário de dados de Criminalidade.

Indicador	Descrição	Exemplo	Intervalo
Estupro Consumado	Quantidade de registros de Estupro Consumado, considerando Meses do ano (Janeiro a Dezembro) para os anos de 2012 a 2019	Registros de Estupro Consumado de Belo Horizonte no mês 12 em 2019 = 19	0 – 44
Estupro de Vulnerável Consumado	Quantidade de registros de Estupro de Vulnerável Consumado, considerando Meses do ano (Janeiro a Dezembro) para os anos de 2012 a 2019	Registros de Estupro de Vulnerável Consumado de Belo Horizonte no mês 7 em 2017 = 22	0 – 47

Continuação da Tabela 4			
Indicador	Descrição	Exemplo	Intervalo
Estupro de Vulnerável Tentado	Quantidade de registros de Estupro de Vulnerável Tentado, considerando Meses do ano (Janeiro a Dezembro) para os anos de 2012 a 2019	Registros de Estupro de Vulnerável Tentado de Belo Horizonte no mês 5 em 2016 = 3	0 – 7
Estupro Tentado	Quantidade de registros de Estupro Tentado, considerando Meses do ano (Janeiro a Dezembro) para os anos de 2012 a 2019	Registros de Estupro Tentado de Belo Horizonte no mês 8 em 2016 = 10	0 – 18
Extorsão Consumado	Quantidade de registros de Extorsão Consumado, considerando Meses do ano (Janeiro a Dezembro) para os anos de 2012 a 2019	Registros consolidados de Extorsão Consumado de Belo Horizonte no mês 6 em 2015 = 69	0 – 131
Extorsão Mediante Sequestro Consumado	Quantidade de registros de Extorsão Mediante Sequestro Consumado, considerando Meses do ano (Janeiro a Dezembro) para os anos de 2012 a 2019	Registros de Extorsão Mediante Sequestro Consumado de Belo Horizonte no mês 12 em 2018 = 1	0 – 12
Furto	Quantidade de registros de Furtos, considerando os tipos de Alvo (Tudo; Cargas; Estabelecimento Comercial; Residência; Veículos; Transeunte; Transporte Coletivo) e os Meses do ano (Janeiro a Dezembro) para os anos de 2012 a 2019	Registros Furto para o alvo residência de Belo Horizonte no mês 9 em 2018 = 533	0 – 2.782
Furto Consumado	Quantidade de registros de Furto Consumado, considerando Meses do ano (Janeiro a Dezembro) para os anos de 2012 a 2019	Registros de Furto Consumado de Belo Horizonte no mês 1 em 2012 = 5.524	0 – 6.985
Homicídio Consumado (Registros)	Registros de Homicídio Consumado, considerando Meses do ano (Janeiro a Dezembro) para os anos de 2012 a 2019	Registros de Homicídio Consumado de Belo Horizonte no mês 12 em 2018 = 36	0 – 86
Homicídio Tentado	Quantidade de registros Consolidados de Homicídio Tentado, considerando Meses do ano (Janeiro a Dezembro) para os anos de 2012 a 2019	Registros consolidados de Homicídio Tentado de Belo Horizonte no mês 12 em 2012 = 94	0 – 108
Lesão Corporal Consumado	Quantidade de registros de Lesão Corporal Consumado, considerando Meses do ano (Janeiro a Dezembro) para os anos de 2012 a 2019	Registros consolidados de Lesão Corporal Consumado de Belo Horizonte no mês 9 em 2018 = 458	0 – 623

Continuação da Tabela 4			
Indicador	Descrição	Exemplo	Intervalo
Roubo	Quantidade de registros de Roubo, considerando os tipos de Alvo (Tudo; Cargas; Estabelecimento Comercial; Residência; Veículos; Transeunte; Transporte Coletivo); e os Meses do ano (Janeiro a Dezembro) para os anos de 2012 a 2019	Registros de roubos para o alvo veículos de Belo Horizonte no mês 6 em 2015 = 533	0 – 2.670
Roubo Consumado	Quantidade de registros de Roubo Consumado, considerando Meses do ano (Janeiro a Dezembro) para os anos de 2012 a 2019	Registros de roubo consumado de Belo Horizonte no mês 8 em 2017 = 3.092	0 – 4.303
Roubo Tentado	Quantidade de registros de Roubo Tentado, considerando Meses do ano (Janeiro a Dezembro) para os anos de 2012 a 2019	Registros de roubo tentado para o alvo cargas de Belo Horizonte no mês 6 em 2018 = 115	0 – 236
Sequestro e Cárcere Privado Consumado	Quantidade de registros de Sequestro e Cárcere Privado Consumado, considerando Meses do ano (Janeiro a Dezembro) para os anos de 2012 a 2019	Registros de Sequestro e Cárcere Privado Consumado de Belo Horizonte no mês 3 em 2012 = 13	0 – 17
Vítima de Homicídio Consumado	Quantidade de vítimas de Homicídio Consumado, considerando Meses do ano (Janeiro a Dezembro) para os anos de 2012 a 2019	Vítimas de Homicídio Consumado de Belo Horizonte no mês 7 em 2017 = 40	0 – 91

#### 4.2.2 Educação Básica

Os dados de Educação Básica são disponibilizados nos formatos XLSX e ODS. Os indicadores de número de matrículas e número de estabelecimento, são encontrados nos arquivos de “Sinopses Estatísticas<sup>2</sup>”. Eles são divididos basicamente em planilhas de Matrículas, Docentes, Estabelecimentos e Turmas, sendo que cada um deles são subdivididos por etapa de ensino, localização, rede de ensino, dentre outros. Assim como os dados de Criminalidade, foram usados somente os dados referentes a RMBH.

Para esse trabalho foram escolhidos os dados referentes às planilhas de Número de Matrículas e Estabelecimentos nos Anos Iniciais, Anos Finais do Ensino Fundamental Regular e do Ensino Médio Regular por Localização e Dependência Administrativa e segundo a Região Geográfica, a Unidade da Federação e o Município.

<sup>2</sup> Pode ser acessado através do portal do INEP ou diretamente utilizando o endereço: <<https://www.gov.br/inep/pt-br/acesso-a-informacao/dados-abertos/sinopses-estatisticas/educacao-basica>>.

Em relação a Localização, foram utilizados somente os dados da região Urbana, por sua vez, para Dependência Administrativa foram utilizadas as redes de ensino Federal, Estadual, Municipal e Privada. Para o Ensino Fundamental, os Anos Iniciais são as turmas da 1ª a 4ª série do Ensino Fundamental de 8 anos, do 1º ao 5º ano do Ensino Fundamental de 9 anos, os Anos Finais as turmas da 5ª a 8ª série do Ensino Fundamental de 8 anos e, por fim, do 6º ao 9º ano do Ensino Fundamental de 9 anos.

Assim como os dados de Matrícula e Estabelecimento, também foram coletadas as Taxas de Rendimentos seguindo os mesmos parâmetros de divisão dos dados já citados. Esses foram encontrados nos “Indicadores Educacionais <sup>3</sup>”, utilizando o filtro de “Taxa de Rendimento”. A Taxa de Rendimento é dividida em Taxa de Aprovação, Taxa de Reprovação e Taxa de Abandono. A tabela 5 mostra a descrição geral dos dados. Conforme informado na documentação dos arquivos, o valor zero pode representar que não existem dados coletados para aquele município ou rede de ensino.

Tabela 5 – Dicionário de dados de Educação Básica.

Indicador	Descrição	Exemplo	Intervalo
Número de Matrículas	Número de Matrículas por Etapa de Ensino (Ensino Fundamental Anos Iniciais; Ensino Fundamental Anos Finais, Ensino Médio), considerando a Rede de Ensino (Federal; Estadual; Municipal; Privada) para os anos 2015, 2016, 2017, 2018 e 2019	Número de Matrículas no Ensino Médio na rede privada de Belo Horizonte em 2015 = 20.465	0 – 76.962
Número de Estabelecimentos	Número de Estabelecimentos por Etapa de Ensino (Ensino Fundamental Anos Iniciais; Ensino Fundamental Anos Finais, Ensino Médio), considerando a Rede de Ensino (Federal; Estadual; Municipal; Privada) para os anos 2015, 2016, 2017, 2018 e 2019	Número de Estabelecimentos no Ensino Médio na rede privada de Belo Horizonte em 2015 = 299	0 – 331
Taxa de Aprovação (%)	Taxa de Aprovação por Etapa de Ensino (Ensino Fundamental Anos Iniciais; Ensino Fundamental Anos Finais, Ensino Médio), considerando a Rede de Ensino (Federal; Estadual; Municipal; Privada) para os anos 2015, 2016, 2017, 2018 e 2019	Taxa de Aprovação no Ensino Médio na rede de ensino Estadual de Belo Horizonte em 2018 = 72,5%	0 – 100

<sup>3</sup> Pode ser acessado através do portal do INEP ou diretamente utilizando <<https://www.gov.br/inep/pt-br/aceso-a-informacao/dados-abertos/indicadores-educacionais/taxas-de-rendimento>>

Continuação da Tabela 5			
Indicador	Descrição	Exemplo	Intervalo
Taxa de Reprovação (%)	Taxa de Reprovação por Etapa de Ensino (Ensino Fundamental Anos Iniciais; Ensino Fundamental Anos Finais, Ensino Médio), considerando a Rede de Ensino (Federal; Estadual; Municipal; Privada) para os anos 2015, 2016, 2017, 2018 e 2019	Taxa de Reprovação no Ensino Médio na rede de ensino Estadual de Belo Horizonte em 2018 = 18,6%	0 – 24,5
Taxa de Abandono (%)	Taxa de Abandono por Etapa de Ensino (Ensino Fundamental Anos Iniciais; Ensino Fundamental Anos Finais, Ensino Médio), considerando a Rede de Ensino (Federal; Estadual; Municipal; Privada) para os anos 2015, 2016, 2017, 2018 e 2019	Taxa de Abandono no Ensino Médio na rede de ensino Estadual de Belo Horizonte em 2018 = 8,9%	0 – 12,6

### 4.2.3 Taxa de Juros Selic e IPCA

Para a Taxa de Juros Selic e IPCA, os dados coletados são em relação ao Brasil, e não há divisão por Unidade Federativa ou por municípios. A Taxa de Juros Selic é apresentada em formato de tabela em HTML como uma série histórica, também apresenta uma coluna na qual cada linha representa um mês do ano e as demais colunas os anos e os valores respectivos para cada mês.

Em relação ao **IPCA**, os dados são disponibilizados em arquivos nos formatos XLS como formato de série histórica. O arquivo dispõe de uma planilha e a distribuição dos dados é feita por Ano, Mês, Número Índice e variação mensal, trimestral, semestral, anual e a cada 12 (doze) meses. Para este trabalho, somente será utilizada a variação no mês. O IPCA é calculado de forma nacional e para alguns municípios, que geralmente são as capitais dos estados. Optou-se por utilizar o nacional já que é o mais utilizado e mencionado em reportagens e análises relacionadas a economia. A descrição dos dados utilizados podem ser vistos na Tabela 6.

Tabela 6 – Dicionário de dados de Taxa de Juros Selic e IPCA.

Indicador	Descrição	Exemplo	Intervalo
Taxa de Juros Selic (%)	Percentual da Taxa de Juros Selic, considerando Meses do ano (Janeiro a Dezembro) para os anos 2015, 2016, 2017, 2018 e 2019	Taxa de Juros Selic em Novembro de 2015 = 1,06%	0,19 – 1,22
Variação no mês IPCA (%)	Variação no mês do IPCA (%), considerando Meses do ano (Janeiro a Dezembro) para os anos 2015, 2016, 2017, 2018 e 2019	Variação no mês do IPCA em Janeiro de 2016 = 1,27%	-0,38 – 1,32

#### 4.2.4 Saque do FGTS para Moradia Própria

Os dados de Saque do FGTS são disponibilizados pelo Canal do FGTS em formato de tabela em HTML, eles podem ser divididos por Unidade Federativa, tipo de saque, periodicidade e o intervalo do período. Foram filtrados os dados de Minas Gerais com periodicidade mensal entre de 2015 a 2019 e o tipo de saque escolhido foi “91 - Saque moradia própria: pagamento total ou parcial do preço de aquisição de imóvel residencial”. A tabela dispõe de três colunas, as quais são o período, a quantidade de saques realizados e o valor total dos saques em reais (R\$). Para este trabalho foi utilizada a média do valor por saque, ou seja, o valor total dos saques em reais (R\$) dividido pela quantidade de saques no período de referência.

Tabela 7 – Dicionário de dados do Saque do FGTS para Moradia Própria.

Indicador	Descrição	Exemplo	Intervalo
Valor Médio dos Saques FGTS (R\$)	Total em reais (R\$) de Saques do FGTS para Moradia Própria dividido pela quantidade de saques em Minas Gerais, considerando Meses do ano (Janeiro a Dezembro) para os anos 2015, 2016, 2017, 2018 e 2019	Valor Médio dos Saques FGTS em Julho de 2017 = 11.806,52	5.577,88 – 16.030,91

#### 4.2.5 Preço Médio de Venda de Imóveis Residenciais

Os dados do Preço Médio de Venda de Imóveis Residenciais são encontrados em formato XLSX e são resultado da parceria entre o portal ZAP Imóveis e a [FIPE](#). O arquivo apresenta valores para diversas cidades do Brasil e cada planilha é dividida entre Imóveis Residenciais e Imóveis Comerciais, além disso, elas se subdividem em Venda e Locação. O arquivo conta com resumo dos dados e uma planilha para cada um dos 50 municípios avaliados. Em termos de análise, cada categoria apresenta número-índice, variação mensal, variação em 12 (doze) meses e preço médio por metro quadrado. No caso da locação, ainda são apresentadas informações com relação a Rentabilidade do aluguel.

Para este trabalho, foram utilizadas somente os dados referentes ao preço médio de venda de imóveis residenciais para as cidades de Belo Horizonte, Betim e Contagem conforme apresentado na Tabela 8.

Tabela 8 – Dicionário de dados de Preço Médio.

Indicador	Descrição	Exemplo	Intervalo
Preço médio de Venda de Imóveis Residenciais	Preço Médio (R\$/m <sup>2</sup> ) em Belo Horizonte, Betim e Contagem por mês para os anos 2015, 2016, 2017, 2018 e 2019	Preço médio do metro quadrado para Belo Horizonte em Dezembro de 2016 = 6.374	0 – 6.795

### 4.3 Análise Exploratória de Dados

Afim de entender o comportamento dos dados coletados, foram gerados gráficos que permitissem análises gerais, considerando os dados de todos os municípios da RMBH, podendo a análise ser feita para toda a RMBH ou por cidade e em relação ao Brasil. Para análises feitas por cidade, foi escolhida a capital Belo Horizonte e mais 5 (cinco) cidades que fazem divisa com ela (Betim, Contagem, Nova Lima, Ribeirão das Neves e Santa Luzia). Para alguns casos, não foi possível analisar todos os cinco municípios por não haver dados referentes a alguns deles. Além disso, também foram geradas tabelas apresentando a quantidade total de registros, média, mediana, desvio padrão e coeficiente de variação para cada tipo de análise realizada. As tabelas de análises por cidades encontram-se no Apêndice A.1 devido ao tamanho delas.

#### 4.3.1 Criminalidade

As Figuras 1 e 2 mostram a distribuição dos crimes em relação a sua natureza e alvos, respectivamente. No período em que a análise foi realizada, não foram encontrados dados de Furto e Roubo antes de 2015. Além disso, somente os crimes citados anteriormente possuem alvos definidos, para os demais o alvo foi considerado como "Não Identificado". Isso justifica os altos valores de coeficiente de variação para esses dois tipos de crimes, como pode ser observado nas Tabelas 9 e 10.

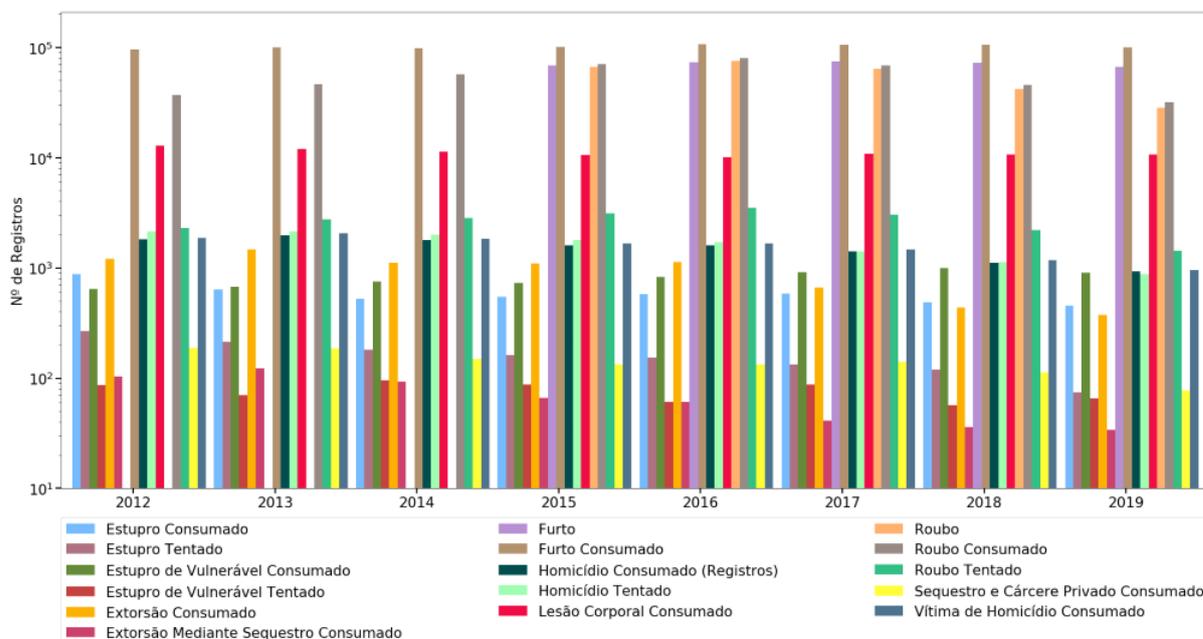


Figura 1 – Análise da RMBH para Naturezas dos Crimes por ano no período de 2012 a 2019.

Tabela 9 – Análise das Naturezas dos Crimes da RMBH por ano no período de 2012 a 2019.

Natureza dos Crimes	Total	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Estupro Consumado	4.680,00	585,00	561,50	122,18	0,21
Estupro Tentado	1.304,00	163,00	157,50	55,67	0,34
Estupro de Vulnerável Consumado	6.454,00	806,75	791,50	117,82	0,15
Estupro de Vulnerável Tentado	608,00	76,00	78,00	13,44	0,18
Extorsão Consumado	7.489,00	936,12	1.102,00	368,50	0,39
Extorsão Mediante Sequestro Consumado	557,00	69,62	63,50	31,26	0,45
Furto	35.5234,00	44.404,25	67.434,00	34.481,56	0,78
Furto Consumado	811.596,00	101.449,50	100.448,50	3.838,77	0,04
Homicídio Consumado (Registros)	12.217,00	1.527,12	1.599,00	336,44	0,22
Homicídio Tentado	13.196,00	1.649,50	1.745,00	441,50	0,27
Lesão Corporal Consumado	88.749,00	11.093,62	10.791,00	821,05	0,07
Roubo	276.086,00	34.510,75	35.273,50	30.011,99	0,87
Roubo Consumado	436.972,00	54.621,50	51.754,00	16.172,56	0,30
Roubo Tentado	21.158,00	2.644,75	2.791,00	604,08	0,23
Sequestro e Cárcere Privado Consumado	1.121,00	140,12	137,50	34,34	0,25
Vítima de Homicídio Consumado	12.702,00	1.587,75	1.663,50	347,85	0,22

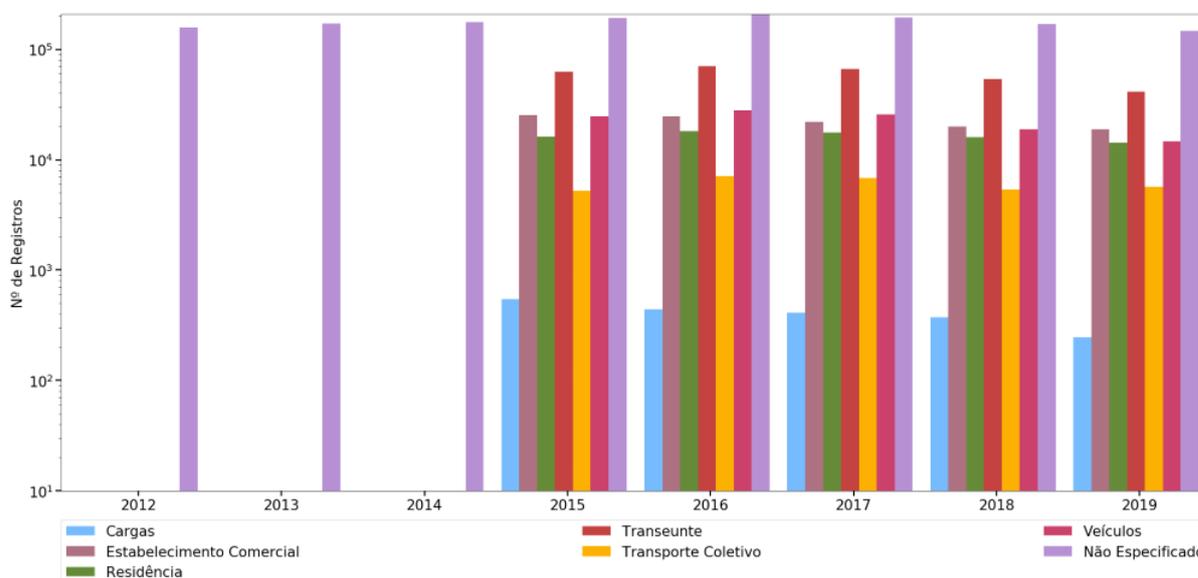


Figura 2 – Análise da RMBH para Alvos dos Crimes por ano no período de 2012 a 2019.

Tabela 10 – Análise dos Alvos dos Crimes da RMBH por ano no período de 2012 a 2019.

Alvo dos Crimes	Total	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Cargas	2.017,00	252,12	308,50	209,74	0,83
Estabelecimento Comercial	11.0714,00	13.839,25	19.405,00	10.903,92	0,79
Residência	82.019,00	10.252,38	15.193,00	8007,72	0,78
Transeunte	294.246,00	36.780,75	47.457,50	29.652,31	0,81
Transporte Coletivo	30.356,00	3.794,50	5.319,50	3.002,83	0,79
Veículos	111.968,00	13.996,00	16.837,50	11.494,87	0,82
Não Especificado	1.418.803,00	177.350,38	174.151,00	19.135,09	0,11

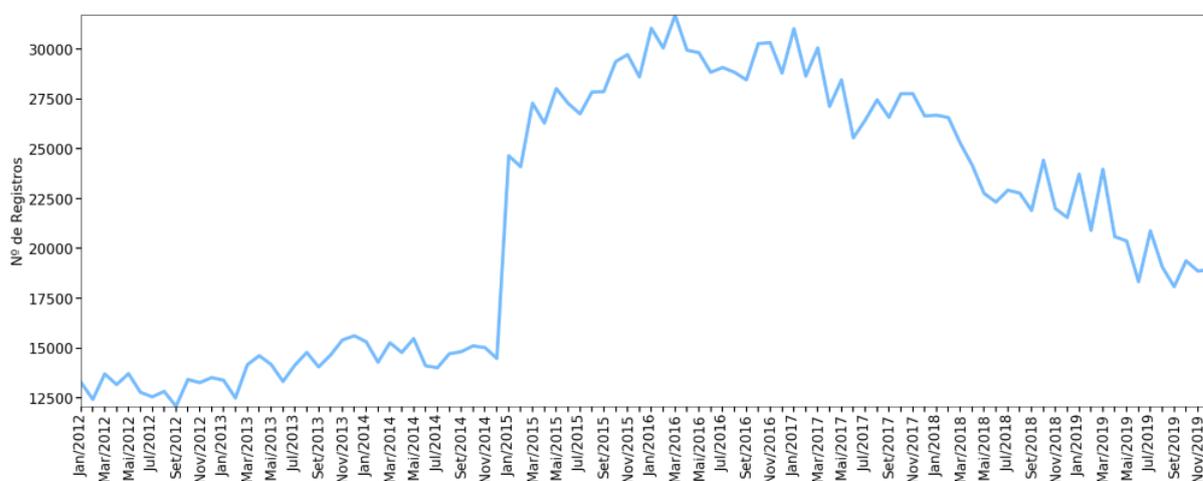


Figura 3 – Análise temporal de todos os registros da RMBH no período de 2012 a 2019.

A Figura 3 mostra a análise temporal de todos os registros para o período de 2012 a 2019. Para a construção desta não foram consideradas as naturezas ou os alvos dos crimes, somente o total de registros por mês de cada ano. Observou-se um degrau em janeiro de 2015. Este aconteceu devido a ausência de dados de Furto e Roubo com alvos no período que antecede essa data. Além disso, o gráfico mostra uma queda na quantidade de registros, quando avaliamos os períodos entre 2015 e 2019, embora existam picos nos registros. Esse período é melhor detalhado na Figura 81 no Apêndice A.2.

As Figuras 4 e 5 mostram os volumes de dados em relação a natureza e alvo dos crimes, respectivamente, de Belo Horizonte e das cinco cidades escolhidas. As tabelas com a sumarização dos dados encontram-se nos apêndices A.1.1 e A.1.2.

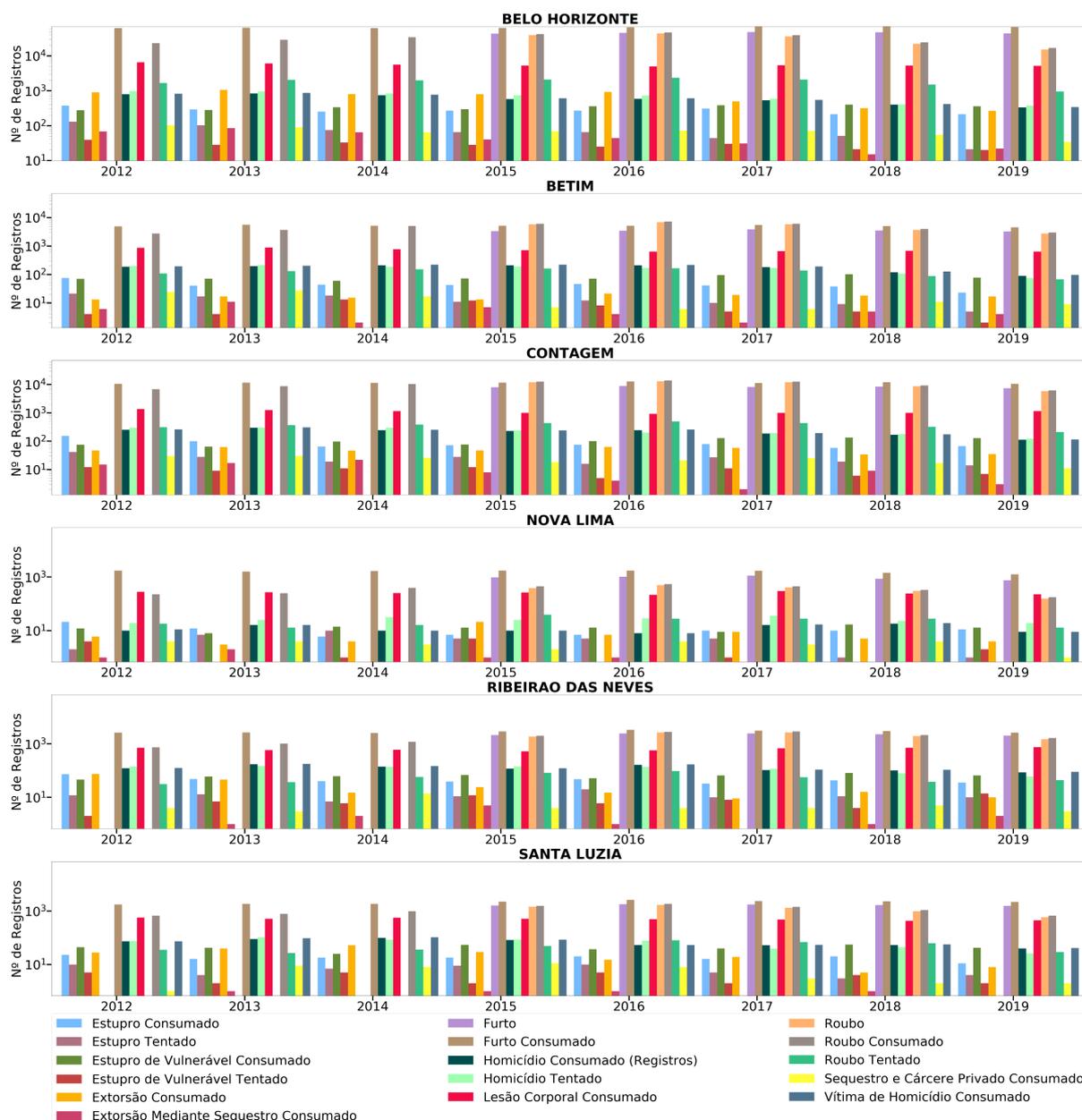


Figura 4 – Natureza dos Crimes no período de 2012 a 2019 para os municípios de Belo Horizonte, Betim, Contagem, Nova Lima, Ribeirão das Neves e Santa Luzia.

As análises temporais das naturezas e alvos dos crimes de todos os registros da RMBH são mostradas nas Figuras 6 e 7 e as Tabelas 11 e 12 a apresentam a sumarização dos dados, respectivamente, com exceção dos valores totais, já que esses são apresentados nas Tabelas 9 e 10. Como já citado anteriormente, devido a ausência dos dados de Furto e Roubo, os gráficos apresentam um degrau em janeiro de 2015.

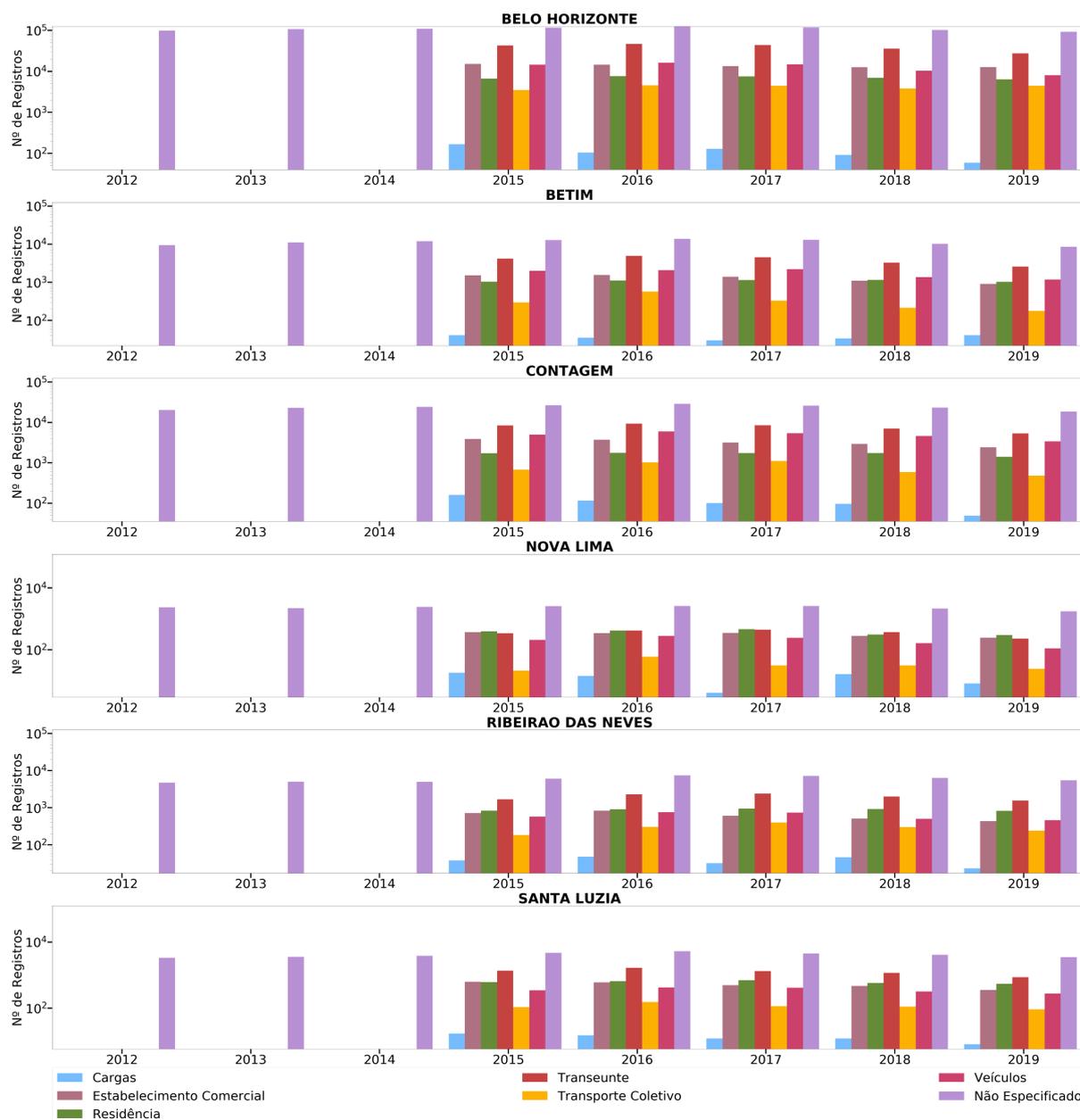


Figura 5 – Alvos dos Crimes no período de 2012 a 2019 para os municípios de Belo Horizonte, Betim, Contagem, Nova Lima, Ribeirão das Neves e Santa Luzia.

Tabela 11 – Análise temporal das Naturezas dos Crimes da RMBH no período de 2012 a 2019.

Natureza dos Crimes	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Estupro Consumado	48,75	47,00	13,21	0,27
Estupro Tentado	13,58	13,00	5,95	0,44
Estupro de Vulnerável Consumado	67,23	66,50	13,72	0,20
Estupro de Vulnerável Tentado	6,33	6,00	2,77	0,44
Extorsão Consumado	78,01	82,50	34,73	0,45
Extorsão Mediante Sequestro Consumado	5,80	5,00	3,70	0,64

Continuação da Tabela 11

Natureza dos Crimes	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Furto	3.700,35	5.563,50	2.884,18	0,78
Furto Consumado	8.454,12	8.456,50	499,57	0,06
Homicídio Consumado (Registros)	127,26	132,50	32,77	0,26
Homicídio Tentado	137,46	140,00	41,81	0,30
Lesão Corporal Consumado	924,47	936,00	97,41	0,11
Roubo	2.875,90	2.939,00	2529,09	0,88
Roubo Consumado	4.551,79	4.468,50	1.413,01	0,31
Roubo Tentado	220,40	228,00	56,05	0,25
Sequestro e Cárcere Privado Consumado	11,68	11,00	4,54	0,39
Vítima de Homicídio Consumado	132,31	137,00	34,16	0,26

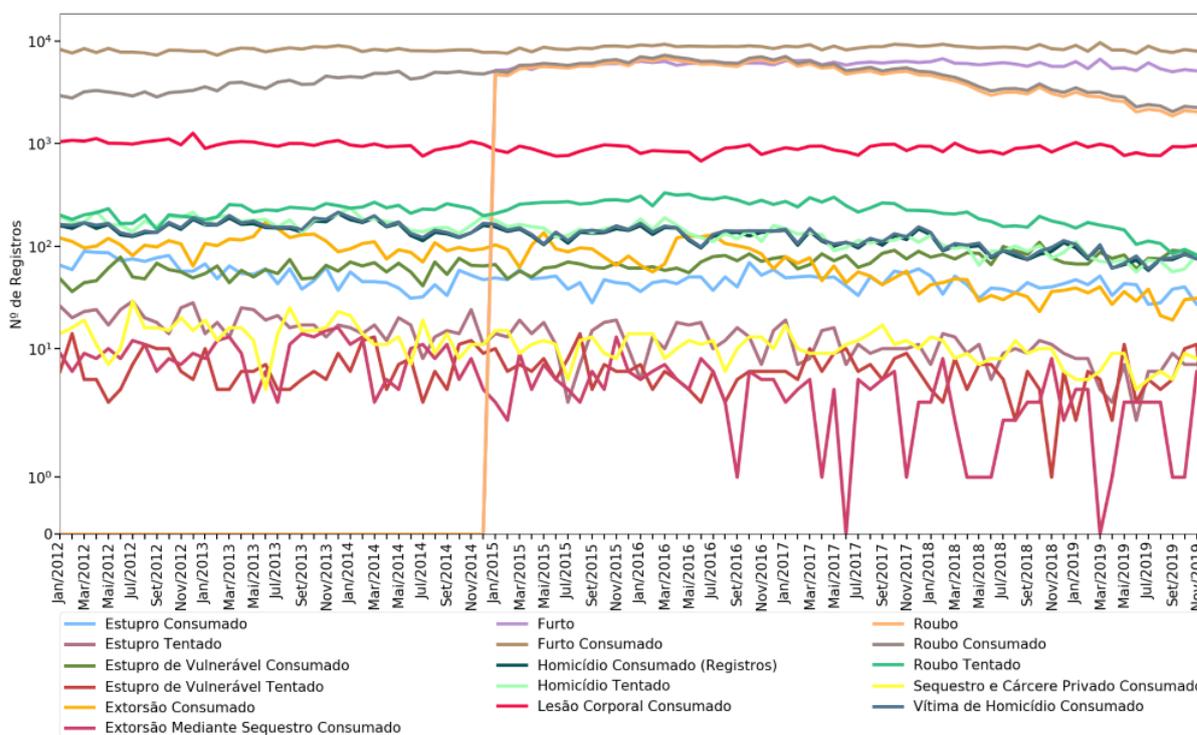


Figura 6 – Análise temporal para Naturezas dos Crimes de todos os registros da RMBH no período de 2012 a 2019.

Tabela 12 – Análise temporal de Alvos dos Crimes da RMBH no período de 2012 a 2019.

Alvo dos Crimes	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Cargas	21,01	24,50	18,20	0,87
Estabelecimento Comercial	1.153,27	1.607,00	911,94	0,79
Residência	854,36	1.221,00	671,43	0,79
Transeunte	3.065,06	4.031,00	2.503,56	0,82
Transporte Coletivo	316,21	430,50	253,01	0,80

Continuação da Tabela 12				
Alvo dos Crimes	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Veículos	1.166,33	1.335,50	967,86	0,83
Não Especificado	14.779,20	14.725,00	1.774,47	0,12

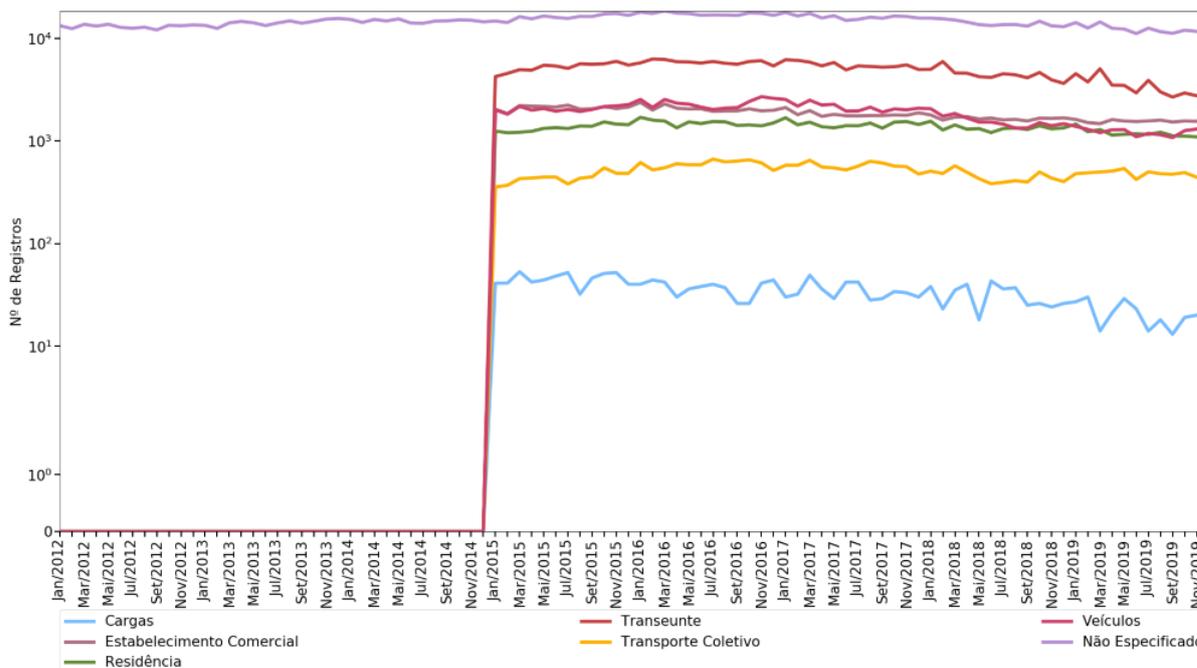


Figura 7 – Análise temporal para Alvos dos Crimes de todos os registros da RMBH no período de 2012 a 2019.

Conforme o esperado, observou-se que Belo Horizonte representava o maior volume de dados, cerca de 61% quando comparado a RMBH e, por consequência, as curvas na análise temporal estão bem próximas, como mostrado na Figura 8. O comportamento da curva da análise temporal da RMBH e de Belo Horizonte, Contagem e Betim são bem semelhantes, embora os últimos dois apresentem um volume de dados menor. A sumarização dos dados de análise temporal das cidades encontram-se na Tabela 13.

Tabela 13 – Análise Temporal da RMBH e de Belo Horizonte, Betim, Contagem, Nova Lima, Ribeirão das Neves e Santa Luzia no período de 2012 a 2019.

Região	Total	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
RMBH	2.050.123,00	21.355,45	21.953,50	6.421,17	0,30
Belo Horizonte	1.257.721,00	13.101,26	13.407,50	3.829,32	0,29
Betim	133.001,00	1.385,43	1.350,00	466,24	0,34
Contagem	283.827,00	2.956,53	3.072,00	965,35	0,33
Nova Lima	25.172,00	262,21	251,00	72,30	0,28
Ribeirão das Neves	69.292,00	721,79	809,00	267,16	0,37
Santa Luzia	47.197,00	491,64	499,00	184,93	0,38

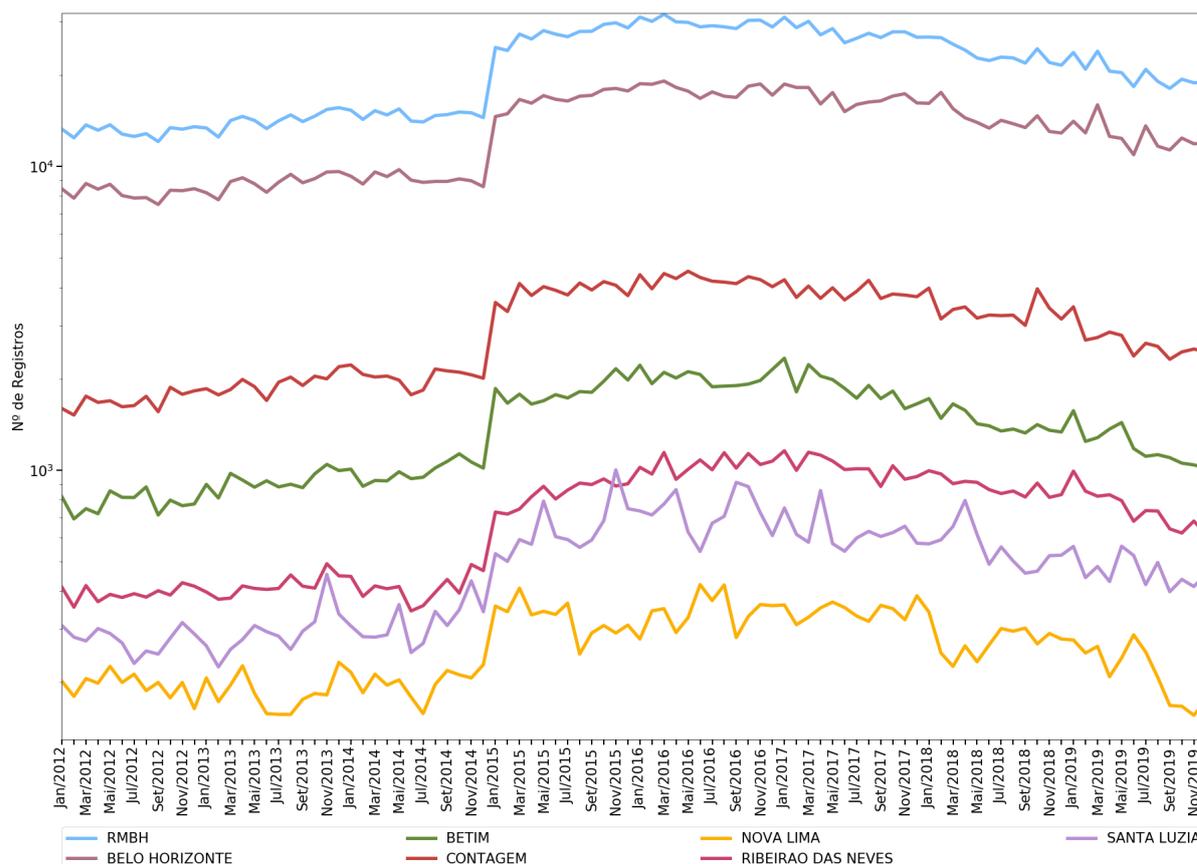


Figura 8 – Análise temporal da RMBH e de Belo Horizonte, Betim, Contagem, Nova Lima, Ribeirão das Neves e Santa Luzia no período de 2012 a 2019.

A Figura 9 mostra a CDF (Cumulative Distribution Function) para todos os registros da RMBH no período de 2012 a 2019. Para gerar a CDF de todos os anos, foi construído um vetor com 12 (doze) posições, cada uma representando um mês do ano, e os dados relativos a cada mês foram somados (Tabela 14) e em sequência ordenados em ordem crescente.

Tabela 14 – Vetor de registros para construção da CDF de todos os anos no período de 2012 a 2019.

Mês	1	2	3	4	5	6
N.º de registros	179,129	169,514	181,446	170,721	172,813	162,559

Mês	7	8	9	10	11	12
N.º de registros	166,789	168,314	163,863	174,413	172,387	168,175

A Figura 10 mostra os *boxplots* para cada ano da RMBH. Analisando os *boxplots* por ano foi possível comprovar a queda nos registros, como citado anteriormente. Os gráficos mostram que os números de registros por mês para o ano de 2019 são menores do que os do ano 2018 e os registros de 2018 são menores do que os de 2017, comprovando a queda nos registros de criminalidade. Além desse fato, novamente foi observada a influência

da falta de dados de Furto e Roubo nos anos que antecedem 2015, já que existe um grande salto nos valores, até mesmo quando comparado ao ano de 2019.

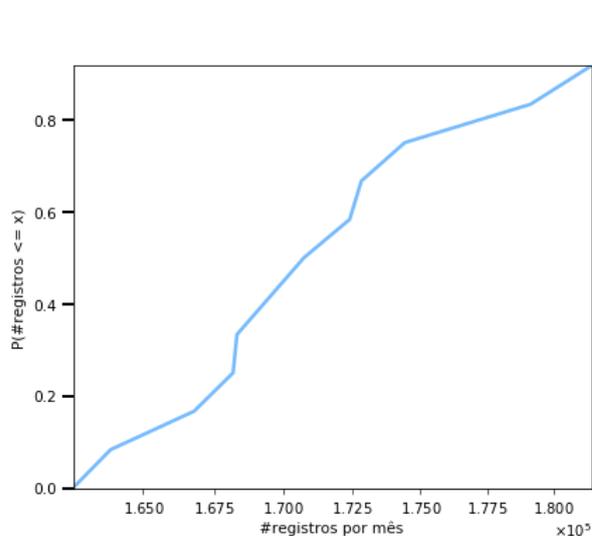


Figura 9 – CDF da RMBH no período de 2012 a 2019.

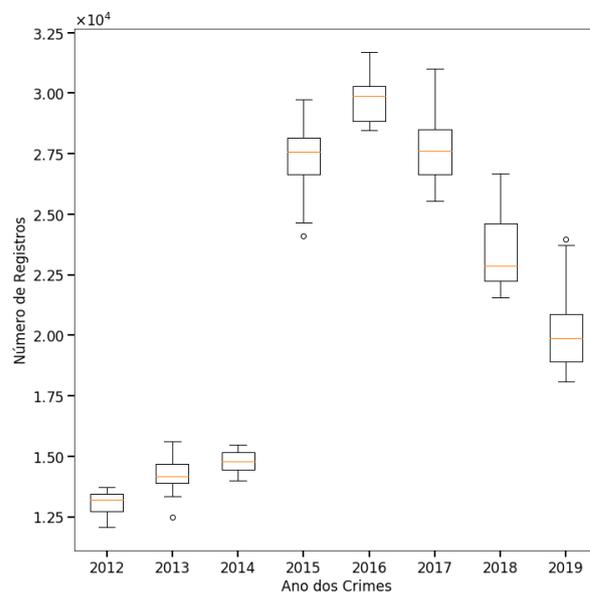


Figura 10 – Boxplot da RMBH por ano de 2012 a 2019.

Além disso, também foram construídos os *boxplots* considerando a natureza e o alvo dos crimes. Estes podem ser vistos na Figura 11. Foi observado na figura 11a que as naturezas de crimes que apresentavam maiores registros eram Furto Consumado e Roubo Consumado. Em relação ao alvo dos crimes, o alvo Transeunte foi que apresentou maior número de registros, como pode ser observado na Figura 11b.

Baseado nas análises apresentadas anteriormente, decidiu-se que somente os dados entre 2015 e 2019 seriam utilizados para prosseguir com o trabalho. Dessa forma, foram geradas novos gráficos e novas tabelas de sumarização para melhorar a visualização e facilitar o entendimento do comportamento dos dados para este período. As tabelas com a nova sumarização dos dados podem ser encontradas no Apêndice A.1 nas subseções que vão de A.1.3 a A.1.9 e as imagens no Apêndice A.2, para todos os registros da RMBH e por município.

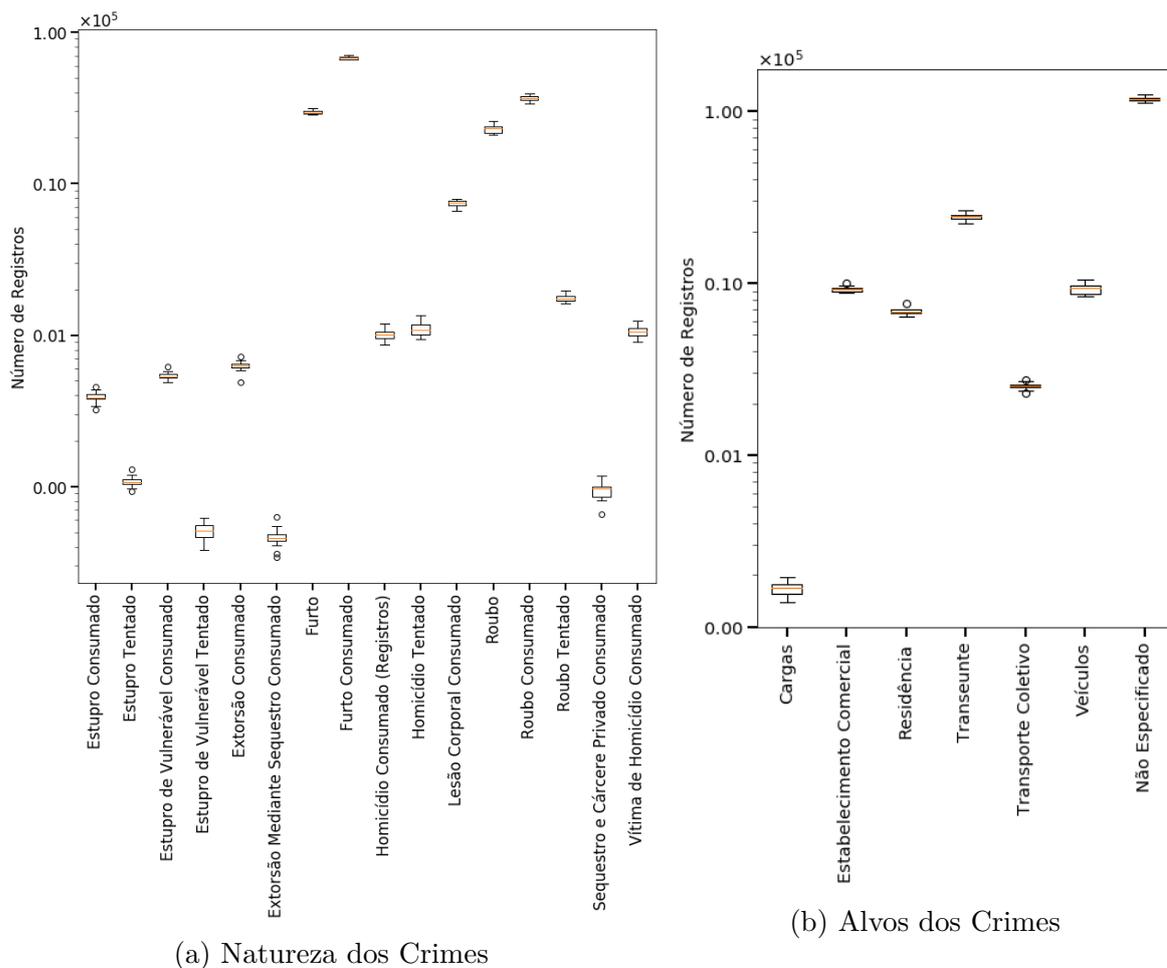


Figura 11 – Boxplot da RMBH dos Crimes no período de 2012 a 2019

### 4.3.2 Educação Básica

Para facilitar a compreensão dos dados esta seção foi dividida em três partes: Número de Matrículas, Número de Estabelecimentos e Taxas de Rendimento.

#### 4.3.2.1 Número de Matrículas

A Figura 12 mostra uma série temporal do número de matrículas para toda a RMBH. É possível observar que o valor diminuiu com decorrer dos anos, sendo a redução de cerca de 52,4 mil matrículas quando comparados os anos de 2015 e 2019.

A Figura 13 por sua vez, mostra a quantidade de matrículas para os cinco municípios selecionados (Belo Horizonte, Betim, Contagem, Nova Lima, Ribeirão das Neves e Santa Luzia). Assim como acontece com os índices de Criminalidade, é possível observar que Belo Horizonte é responsável pelo maior percentual de matrículas da RMBH, Além disso, existe uma diferença significativamente grande na quantidade matrículas entre os municípios de Belo Horizonte e Contagem.

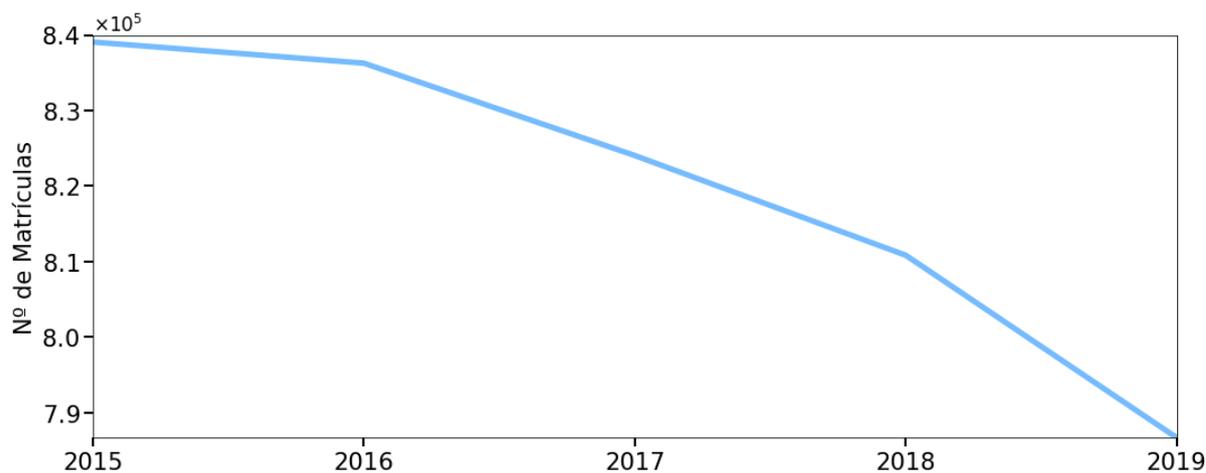


Figura 12 – Análise Temporal do Número de Matrículas para a RMBH no período de 2015 a 2019.

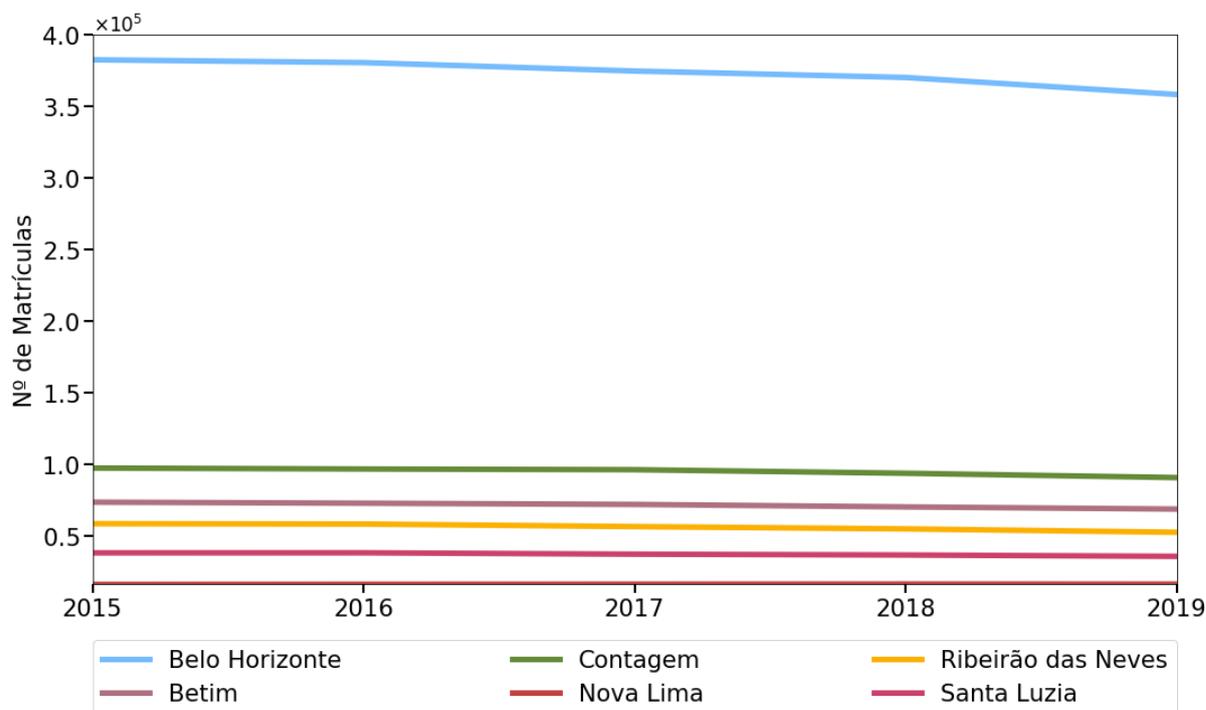


Figura 13 – Análise Temporal do Número de Matrículas por Município no período de 2015 a 2019.

A Tabela 15 mostra a sumarização dos dados. A coluna de valor total representa a soma de todas as matrículas ao longo do período de 2015 a 2019. Conforme mostrado na tabela, é possível perceber que existe pouca variação dos valores entre um ano e outro.

Tabela 15 – Análise Temporal do Número de Matrículas no período de 2015 a 2019.

Região	Total	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
RMBH	4.096.826,00	819.365,20	824.032,00	19.172,57	0,02
Belo Horizonte	1.866.924,00	373.384,80	374.814,00	8.655,69	0,02
Betim	358.560,00	71.712,00	72.230,00	1.755,14	0,02
Contagem	476.013,00	95.202,60	96.479,00	2.450,60	0,03
Nova Lima	82.709,00	16.541,80	16.570,00	98,59	0,01
Ribeirão das Neves	281.977,00	56.395,40	56.747,00	2.239,26	0,04
Santa Luzia	187.263,00	37.452,60	37.492,00	935,63	0,02

A Figura 14 mostra o volume de dados em relação a Etapa de Ensino. Foi possível identificar que o número de matrículas nos Anos Iniciais do Ensino Fundamental representa em média 41% da soma de todas as matrículas para cada ano. Em relação aos Anos Finais do Ensino Fundamental, eles representam em média 34% em comparação ao total de cada ano e 83% em relação aos Anos Iniciais. Já para o Ensino Médio, quando comparado ao valor total para cada ano sua representatividade é torno de 25% e quando comparado aos Iniciais o valor é próximo de 60%.

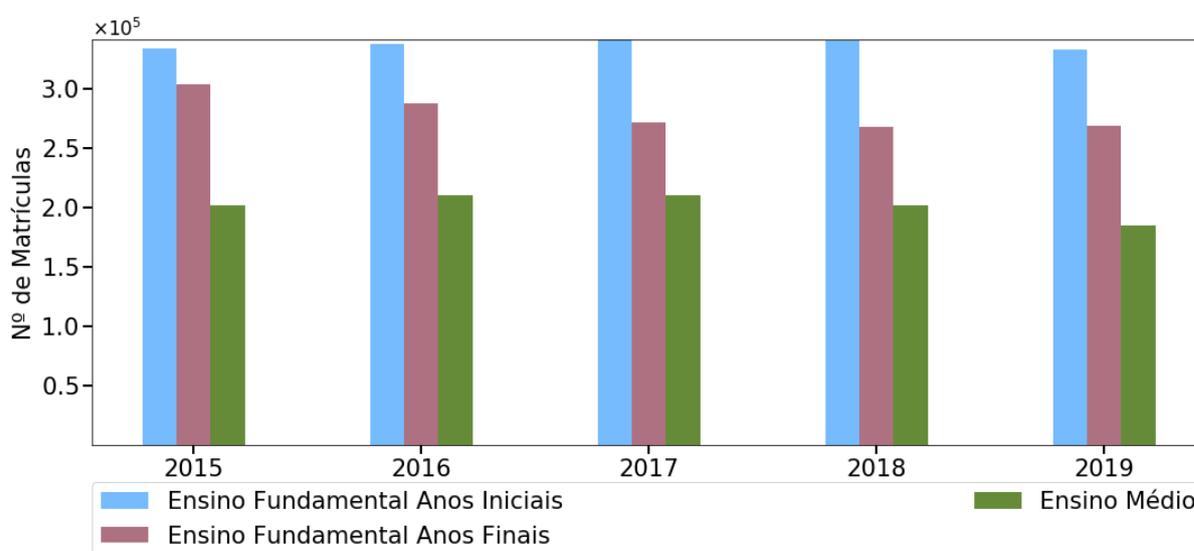


Figura 14 – Análise Geral do Número de Matrículas por Etapa de Ensino no período de 2015 a 2019.

Tabela 16 – Análise do Número de Matrículas por Etapa de Ensino no período de 2015 a 2019.

Etapa de Ensino	Total	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Ensino Fundamental Anos Iniciais	1.687.058,00	337.411,60	337.952,00	3.528,30	0,01
Ensino Fundamental Anos Finais	1.399.405,00	279.881,00	271.851,00	13.889,58	0,05
Ensino Médio	1.010.363,00	202.072,60	202.258,00	9.447,76	0,05

A real diferença ao longo dos anos é mostrada na Figura 15, em que é observada a

oscilação do número de matrículas no decorrer do anos. A sumarização dos dados pode ser vista na Tabela 16.

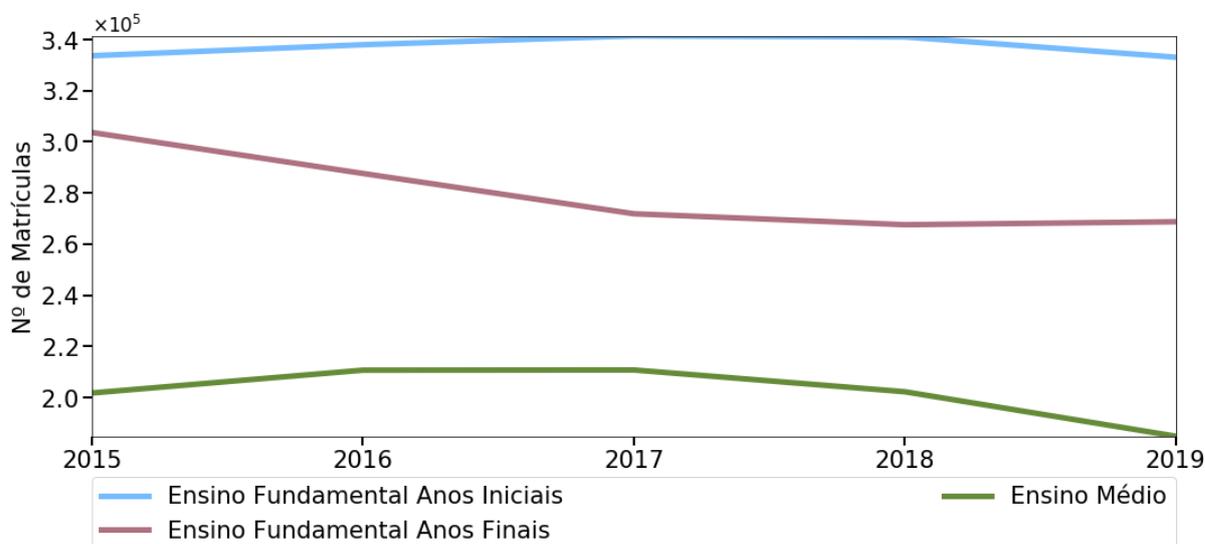


Figura 15 – Análise Temporal do Número de Matrículas por Etapa de Ensino no período de 2015 a 2019.

Na Figura 16 são mostradas as matrículas em relação a Rede de Ensino. Verificou-se que a rede Federal é a que possui menor representatividade, sendo ela em média de 0,55% em relação a total de cada ano. Já a rede Estadual possui o maior percentual de matrículas em todos os anos, sendo ele em média de 46%, e as redes Municipal e Privada em torno de 37% e 17%, respectivamente.

Tabela 17 – Análise do Número de Matrículas por Rede de Ensino no período de 2015 a 2019.

Rede de Ensino	Total	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Federal	22.609,00	4.521,80	4.434,00	319,24	0,07
Estadual	1.873.577,00	374.715,40	381.966,00	16.644,28	0,04
Municipal	1.509.762,00	301.952,40	300.397,00	3.402,67	0,01
Privada	690.878,00	138.175,60	138.365,00	1.007,31	0,01

Com o auxílio da Figura 17, foi possível perceber que existe uma queda nos números de matrículas na rede Estadual e que existe uma certa constância nas redes Municipal, Privada e Federal. Os resumo dos dados é mostrado na Tabela 17.

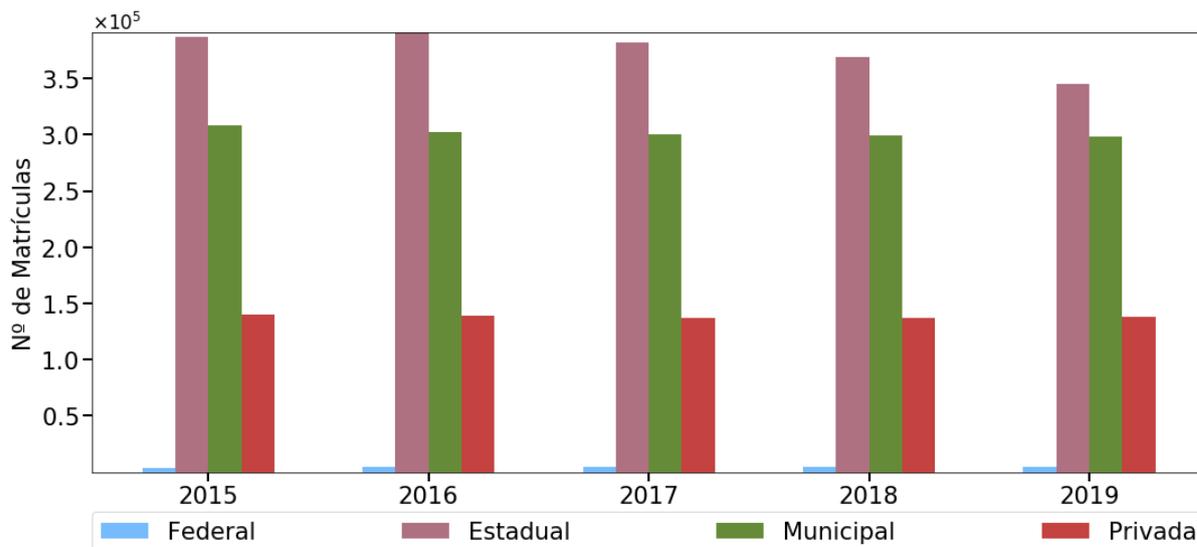


Figura 16 – Análise Geral do Número de Matrículas por Rede de Ensino no período de 2015 a 2019.

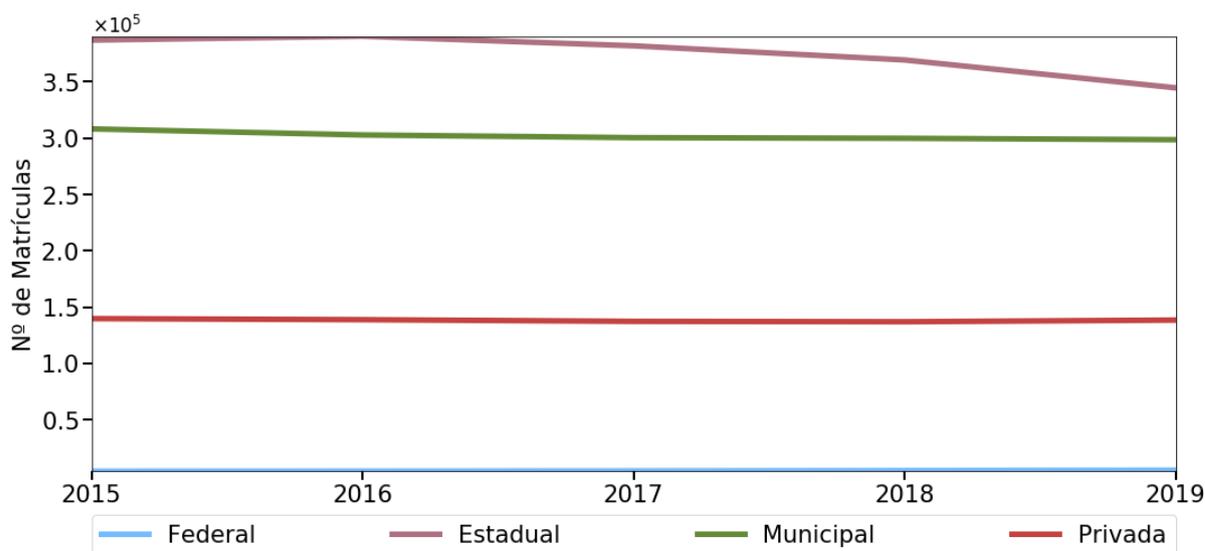


Figura 17 – Análise Temporal do Número de Matrículas por Rede de Ensino no período de 2015 a 2019.

As Figuras 18 e 19 mostram o volume de dados em relação a Etapa e a Rede de Ensino para os municípios de Belo Horizonte, Betim, Contagem, Nova Lima, Ribeirão das Neves e Santa Luzia. Os eixos y foram padronizados para facilitar a visualização dos dados e permitir comparações.

Analisando a Etapa de Ensino, percebeu-se que o município de Nova Lima foi o menos representativo quando comparado com Belo Horizonte. Em geral, existe uma constância nos valores analisando cada município. As tabelas mostrando a sumarização dos dados pode ser encontrada no Apêndice B.1.

No que diz respeito a Rede de Ensino, verificou-se que ou não existiam matrículas para na rede Federal ou elas não foram computadas em Nova Lima e em Ribeirão das Neves (neste caso, somente para os anos de 2015 e 2016). Para os demais municípios, assim como na Etapa de Ensino, os dados apresentavam pouca variação no decorrer dos anos.

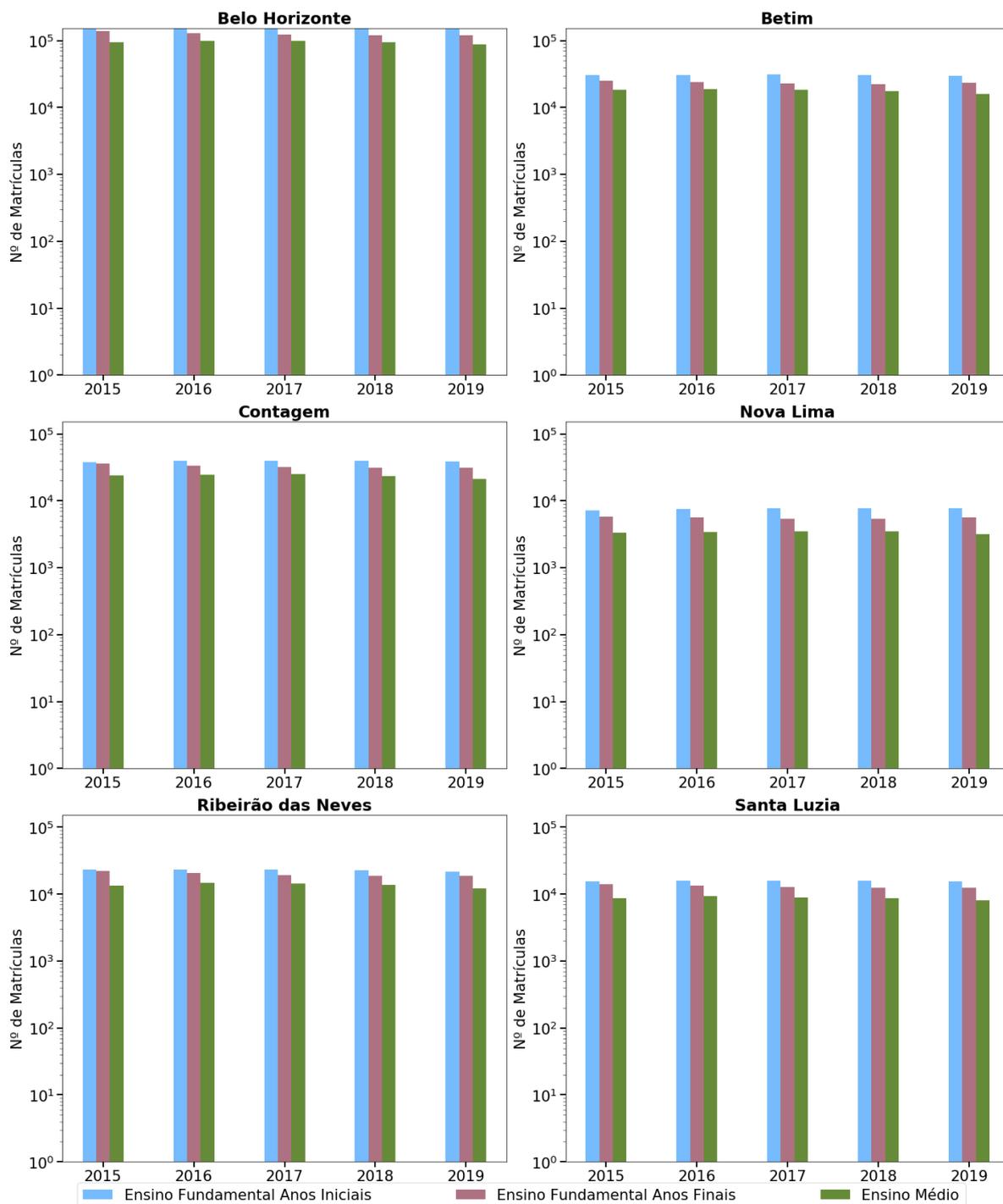


Figura 18 – Análise por Município do Número de Matrículas por Etapa de Ensino no período de 2015 a 2019.

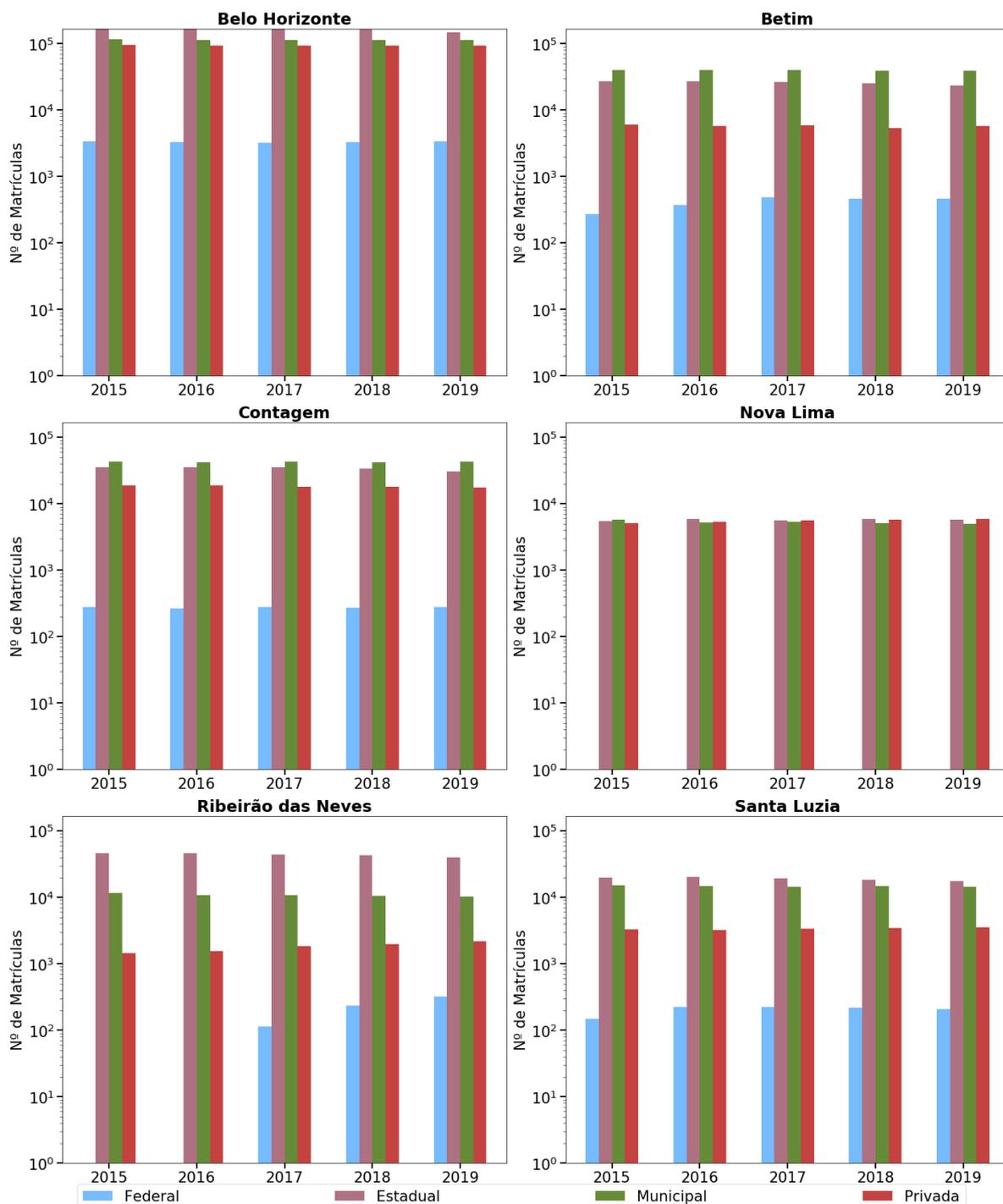


Figura 19 – Análise por Município do Número de Matrículas por Rede de Ensino no período de 2015 a 2019.

Conforme o esperado, Belo Horizonte representa a maior parte dos dados quando comparado aos demais municípios, sendo 46% do total da RMBH. Levando em conta as Etapas de Ensino, quando comparado a RMBH, Belo Horizonte constitui do volume de dados cerca de 45% para Ensino Fundamental nos Anos Iniciais, 45% para Ensino Fundamental nos Anos Finais e 47% do volume de dados para Ensino Médio.

Em relação a Rede de Ensino, Belo Horizonte constitui do volume de dados

aproximadamente 73% para a rede Federal, 43% para a rede Estadual, 38% para a rede Municipal e 68% para a rede Privada.

#### 4.3.2.2 Número de Estabelecimentos

Ao contrário do número de matrículas, no qual as matrículas são realizadas todos anos de forma obrigatória e que era possível ser realizado o cálculo do valor acumulado (Total), o número de estabelecimentos não permite esse tipo de análise. Isso se dá pelo fato de que os mesmos estabelecimentos seriam computados várias vezes, e não representariam o valor real.

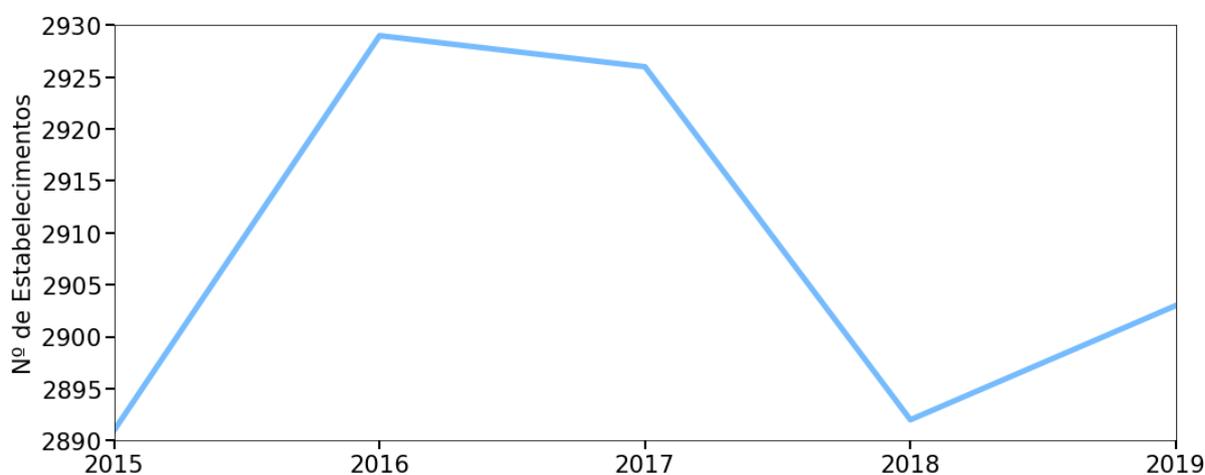


Figura 20 – Análise Temporal do Número de Estabelecimentos para a RMBH no período de 2015 a 2019.

Na Figura 20 é mostrada uma análise temporal do número de estabelecimentos no período de 2015 a 2019. Considerando os anos de 2015 e 2016 que representam o menor e maior valores, respectivamente, observou-se uma diferença de apenas 38 estabelecimentos.

Tabela 18 – Análise Temporal do Número de Estabelecimentos no período de 2015 a 2019.

Região	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
RMBH	2908.20	2903.00	16.34	0.01
Belo Horizonte	1342.60	1343.00	8.45	0.01
Betim	230.20	231.00	2.71	0.01
Contagem	349.00	351.00	7.56	0.02
Nova Lima	61.00	60.00	2.00	0.03
Ribeirão das Neves	169.00	170.00	3.16	0.02
Santa Luzia	108.20	108.00	1.47	0.01

Em relação aos municípios, como apresentado na Figura 21, novamente Belo Horizonte é responsável pelo maior percentual de estabelecimentos, sendo ele de aproximadamente 46% no ano de 2019. Em seguida, Contagem com cerca de 12% no mesmo ano. Um resumo dos dados da análise temporal é apresentado na Tabela 18.

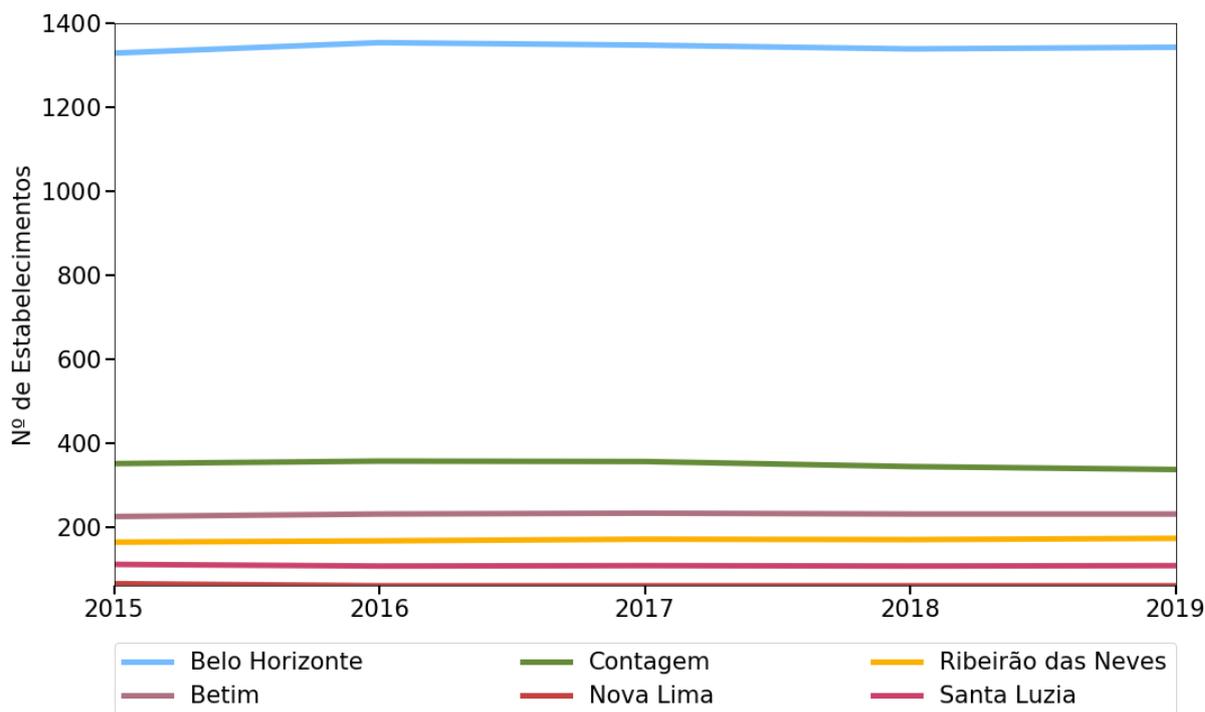


Figura 21 – Análise Temporal do Número de Estabelecimentos por Município no período de 2015 a 2019.

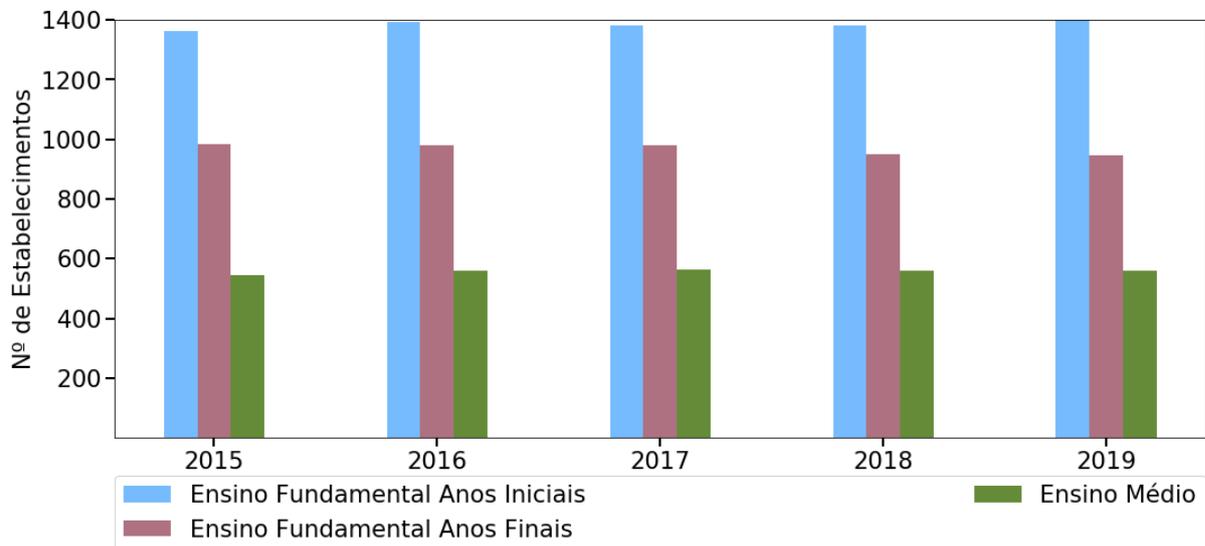


Figura 22 – Análise Geral do Número de Estabelecimentos por Etapa de Ensino no período de 2015 a 2019.

A Figura 22 mostra o volume de dados em relação à Etapa de Ensino. Foi observado que o número de estabelecimentos do Ensino Fundamental nos Anos Iniciais e Finais correspondem a aproximadamente 48% e 33%, respectivamente, do valor total de estabelecimentos por ano.

Tabela 19 – Análise do Número de Estabelecimentos por Etapa de Ensino no período de 2015 a 2019.

Etapa de Ensino	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Ensino Fundamental Anos Iniciais	1383.40	1382.00	12.31	0.01
Ensino Fundamental Anos Finais	967.60	980.00	16.52	0.02
Ensino Médio	557.20	558.00	6.49	0.01

A Figura 23 mostra a análise temporal dos dados e não foram observadas grandes oscilações nos valores para nenhuma Etapa de Ensino. Na Tabela 19 encontra-se a sumarização dos dados referente à análise para Etapa de Ensino do número de estabelecimentos.

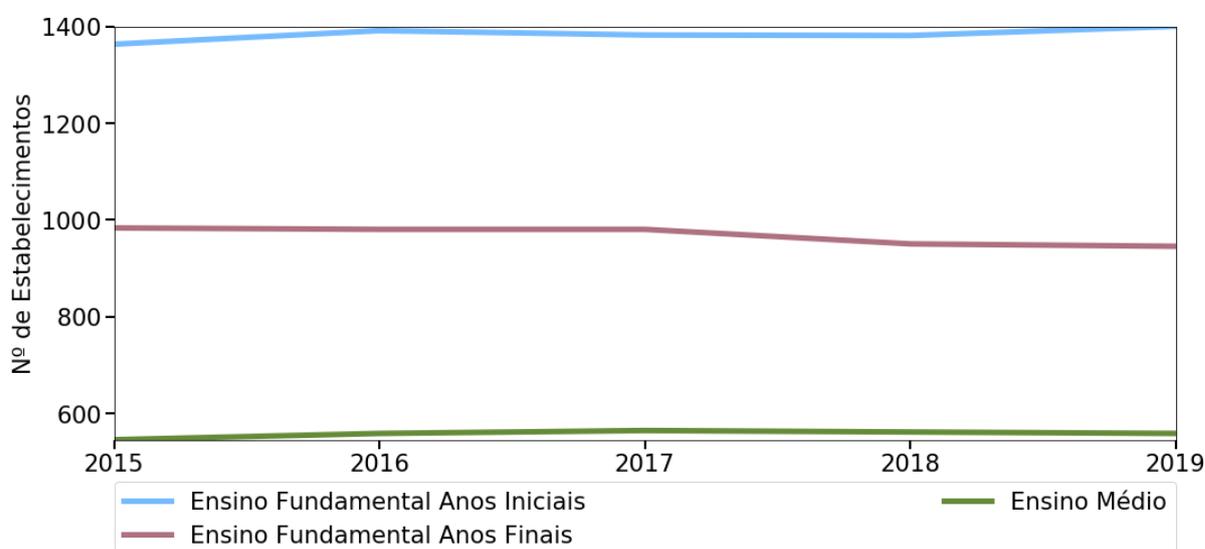


Figura 23 – Análise Temporal do Número de Estabelecimentos por Etapa de Ensino no período de 2015 a 2019.

O volume de dados por Rede de Ensino é mostrado na Figura 24. A rede de ensino do tipo Federal representa em média, por ano, somente 0,37%. Já para a rede Privada, esta apresenta um aumento de oitenta e oito estabelecimentos entre 2015 e 2019, além disso ela representa em média 34% do número total de estabelecimentos por ano.

Ao contrário da rede Privada, a rede Municipal apresenta uma redução de 68 estabelecimentos ao decorrer dos anos, e tendo uma representatividade média de 32%. A rede Estadual por sua vez, apresenta um aumento de oito estabelecimentos até 2017 e uma redução de dezoito estabelecimentos no período seguinte. O gráfico 25 mostra a análise temporal dos dados e na Tabela 20 pode ser encontrada um resumo dos dados por Rede de Ensino.

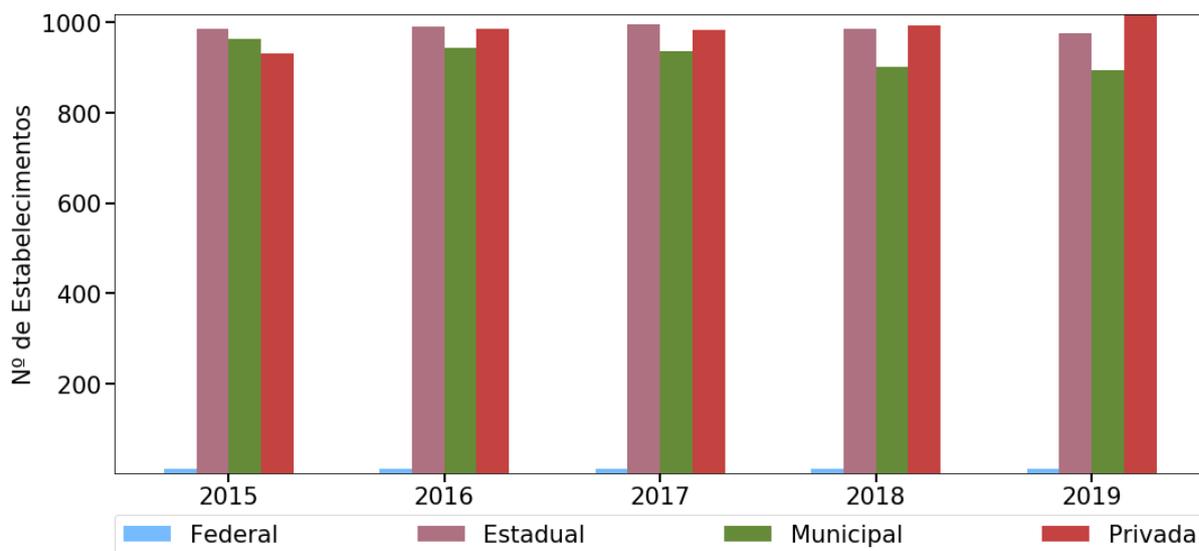


Figura 24 – Análise Geral do Número de Estabelecimentos por Rede de Ensino no período de 2015 a 2019.

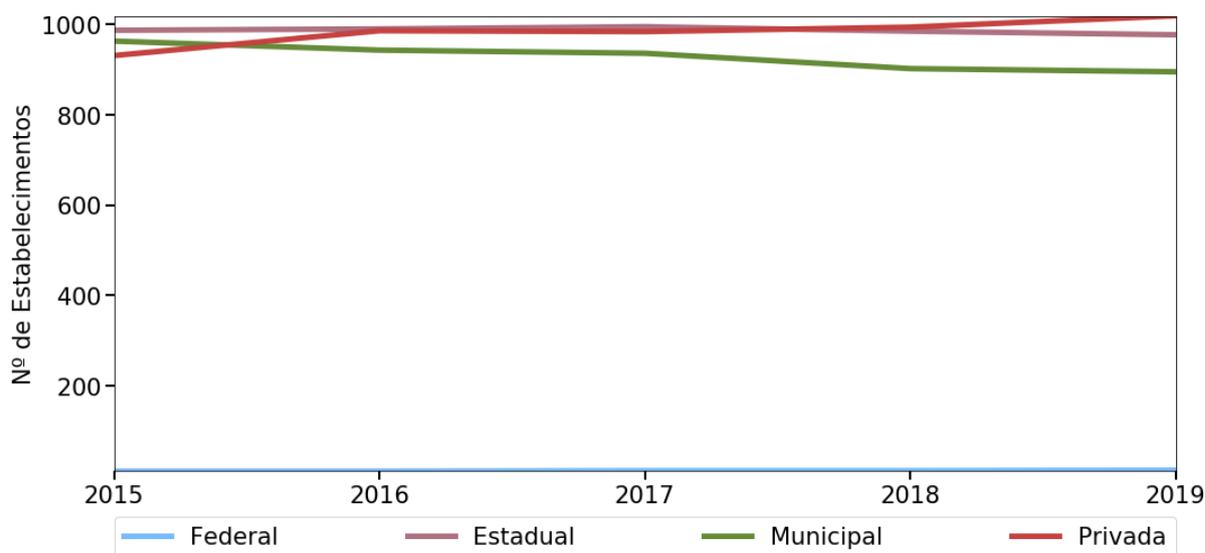


Figura 25 – Análise Temporal do Número de Estabelecimentos por Rede de Ensino no período de 2015 a 2019.

Tabela 20 – Análise do Número de Estabelecimentos por Rede de Ensino no período de 2015 a 2019.

Rede de Ensino	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Federal	10.80	11.00	0.75	0.07
Estadual	986.80	987.00	5.95	0.01
Municipal	927.80	936.00	25.61	0.03
Privada	982.80	986.00	28.74	0.03

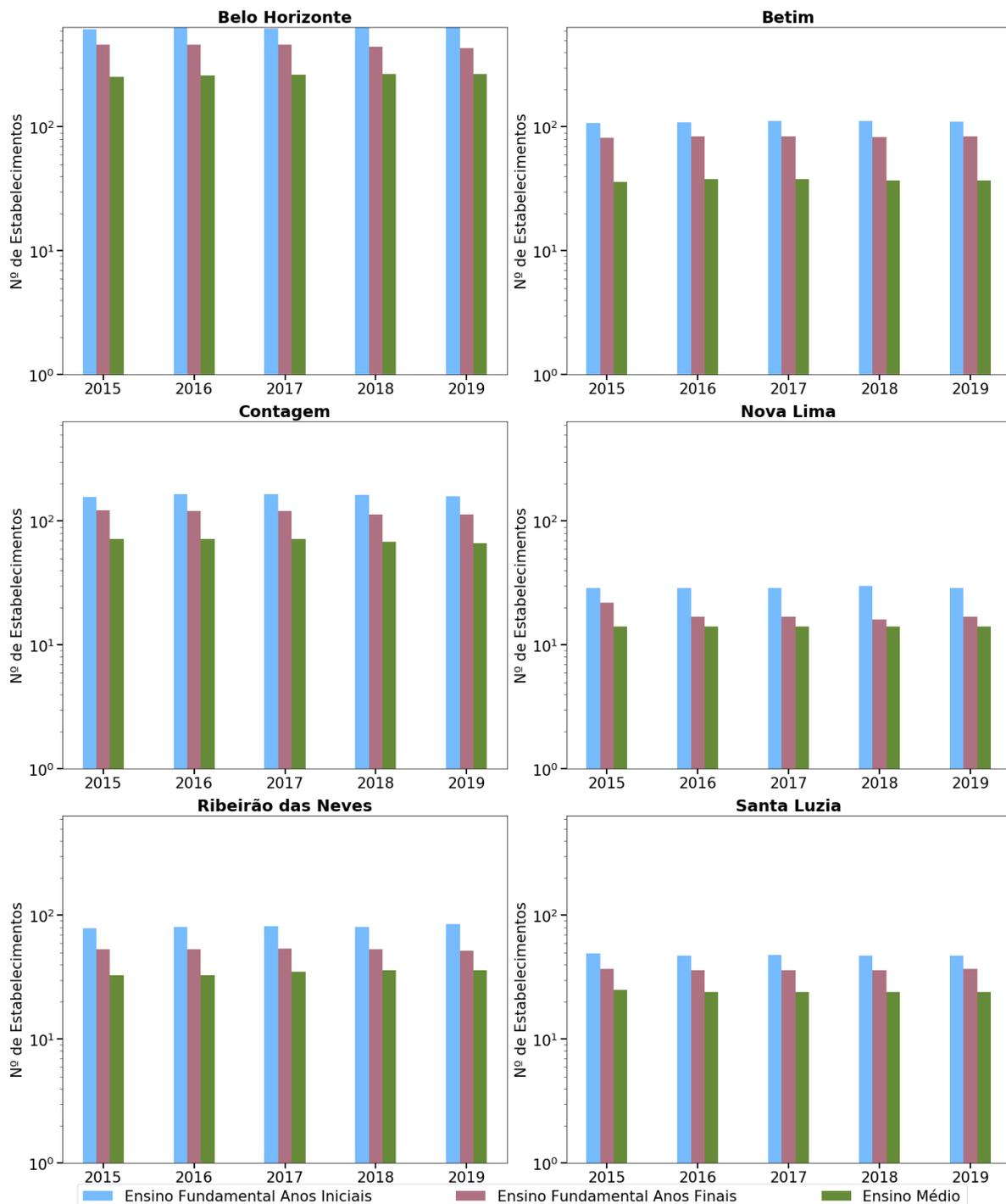


Figura 26 – Análise por Município do Número de Estabelecimentos por Etapa de Ensino no período de 2015 a 2019.

As Figuras 26 e 27 mostram o volume de dados em relação ao número de estabelecimentos para a Etapa e a Rede de Ensino dos municípios de Belo Horizonte, Betim, Contagem, Nova Lima, Ribeirão das Neves e Santa Luzia. Assim como na análise de matrículas, os eixos y foram padronizados para facilitar a visualização dos dados e permitir comparações.

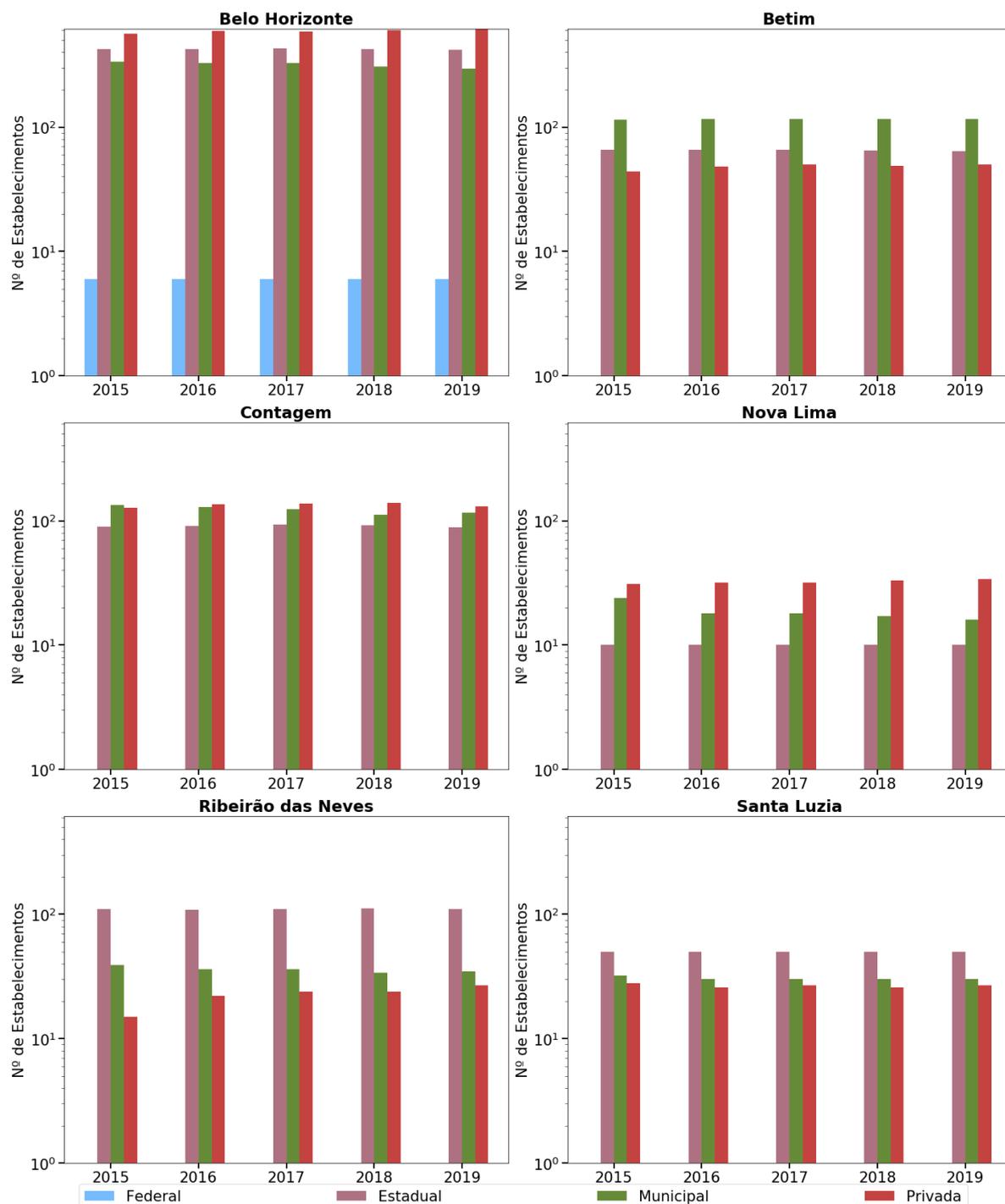


Figura 27 – Análise por Município do Número de Estabelecimentos por Rede de Ensino no período de 2015 a 2019.

Analisando a Etapa de Ensino, percebeu-se que novamente o município de Nova Lima foi o menos representativo quando comparado com Belo Horizonte. Isso já era esperado, devido ao número de matrículas apresentados. Em geral, não existe muita oscilação nos valores de cada município. As tabelas mostrando a sumarização dos dados pode ser encontrada no Apêndice B.3.

No que diz respeito a Rede de Ensino, assim como para matrículas, verificou-se

que ou não existiam estabelecimentos na rede Federal ou eles não foram computados para o município de Nova Lima e de Ribeirão das Neves (neste caso, somente para os anos de 2015 e 2016).

Levando em conta as Etapas de Ensino, conforme o esperado, Belo Horizonte representa a maior parte dos dados, sendo cerca de 46% do total da RMBH em 2019, sendo em torno de 48% para Ensino Fundamental nos Anos Iniciais, 33% para Ensino Fundamental nos Anos Finais e 19% do volume de dados para Ensino Médio.

Em relação a Rede de Ensino, Belo Horizonte constitui do volume de dados aproximadamente 46% do total da RMBH em 2019, sendo cerca de 50% para a rede Federal, 43% para a rede Estadual, 33% para a rede Municipal e 61% para a rede Privada.

#### 4.3.2.3 Taxa de Rendimento

As taxas de rendimento foram tratadas de forma diferente dos indicadores já apresentados. Por ser um dados anual e fornecido como percentual, foram necessários realizar algumas adequações para desenvolver a etapa de análise exploratória.

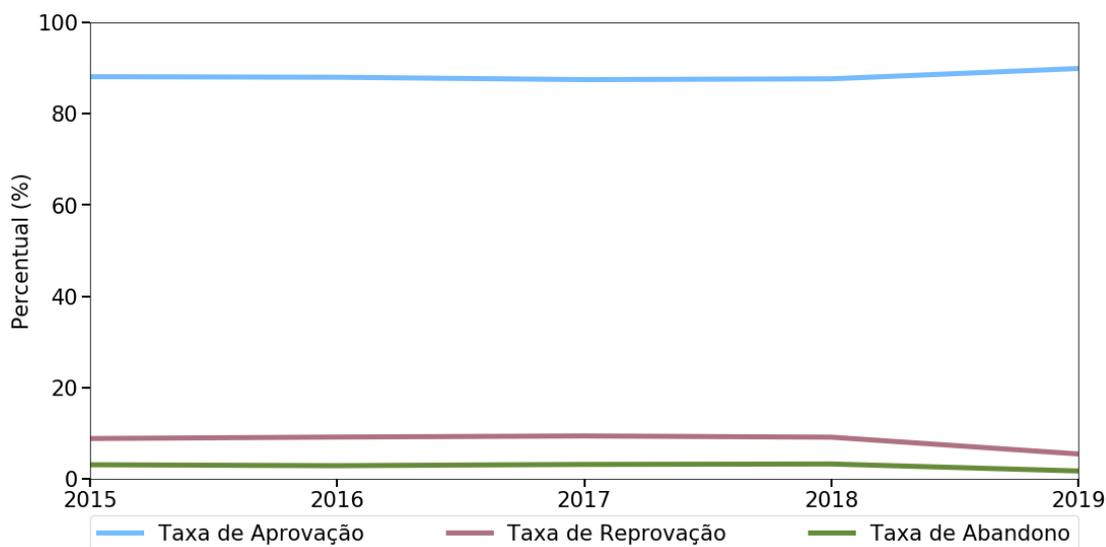


Figura 28 – Análise Temporal da Taxa de Rendimento no período de 2015 a 2019.

Para elaborar a análise temporal de toda a região metropolitana foi necessário que, após realizada a soma dos percentuais encontrados como “Total” para a Rede de Ensino de cada município em cada ano, o valor final fosse dividido por 102, que é a quantidade de municípios da RMBH (34 municípios) multiplicada pela quantidade Etapas de Ensino (3 etapas). Com isso, obteve-se a média das Taxas de Aprovação, Reprovação e Abandono para a RMBH. Os resultados obtidos são mostrados na Figura 28. Nela é possível observar que os números médios se mantêm praticamente constantes e que existe um aumento na Taxa de Aprovação em 2019. A sumarização dos dados é mostrada pela Tabela 21.

Tabela 21 – Análise da Taxa de Rendimento no período de 2015 a 2019.

Taxa de Rendimento	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Taxa de Aprovação (%)	88,23	88,00	0,87	0,01
Taxa de Reprovação (%)	8,38	9,11	1,48	0,18
Taxa de Abandono (%)	2,80	3,07	0,56	0,20

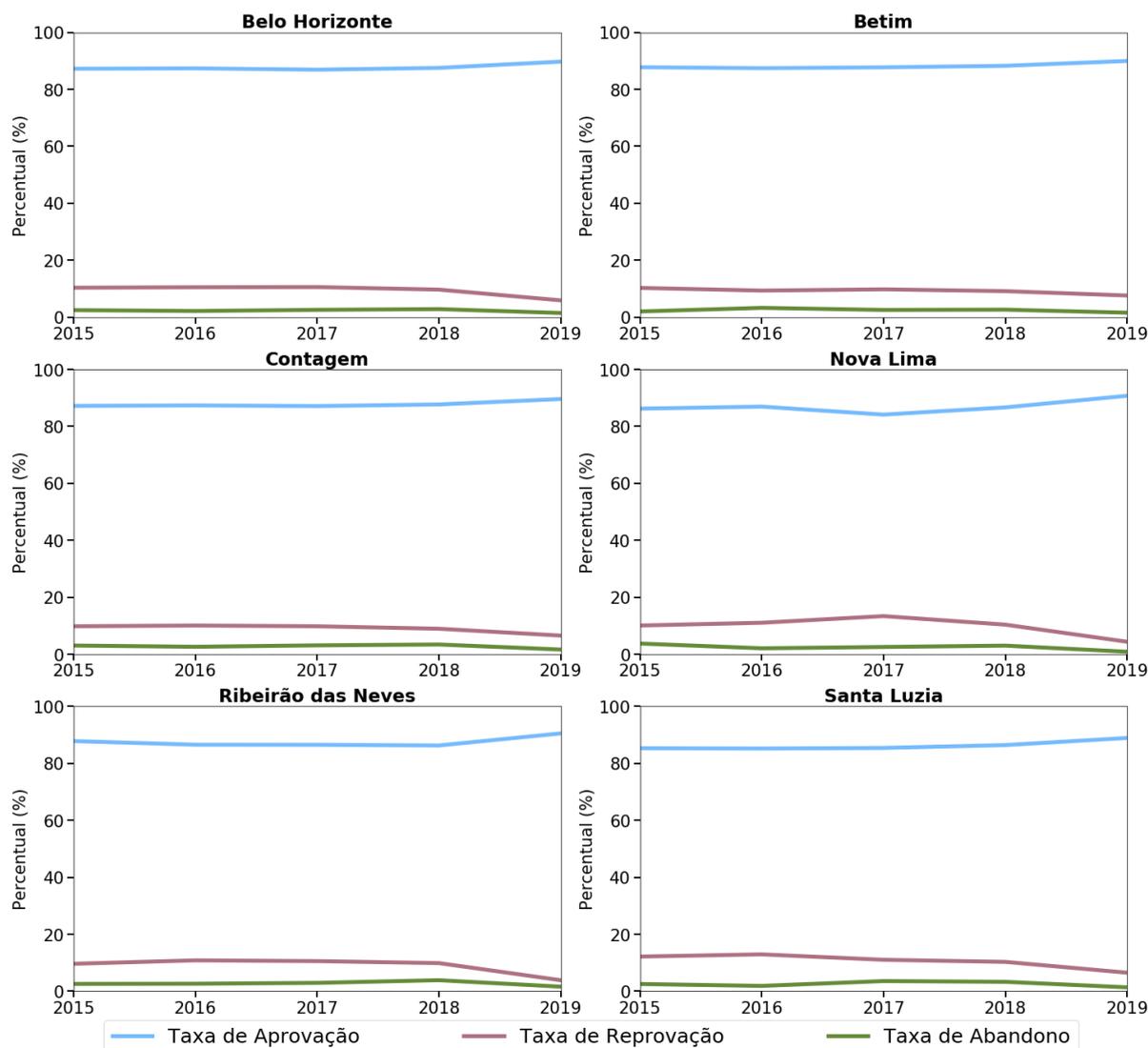


Figura 29 – Análise Temporal da Taxa de Rendimento por Município no período de 2015 a 2019.

Em seguida, foram analisados os dados em relação aos seis municípios escolhidos. Assim como a análise temporal para a RMBH, foram usados dados que representam a média, ou seja, somando para cada Etapa de Ensino o valor “Total” da Rede de Ensino, e tirando a média entre eles. Os valores obtidos são apresentados na Figura 29 e os resumos dos mesmos podem ser encontrados no Apêndice B.5.

Posteriormente, foram analisadas as taxas de rendimento considerando a Etapa e a Rede de Ensino. Novamente, foi necessário realizar a média dos dados quando considerados

os dados da RMBH, que para esse caso levaria em conta a quantidade de municípios. Ao avaliar especificamente os dados de Rede de Ensino, houve necessidade de se considerar também a divisão pela quantidade de etapas de ensino.

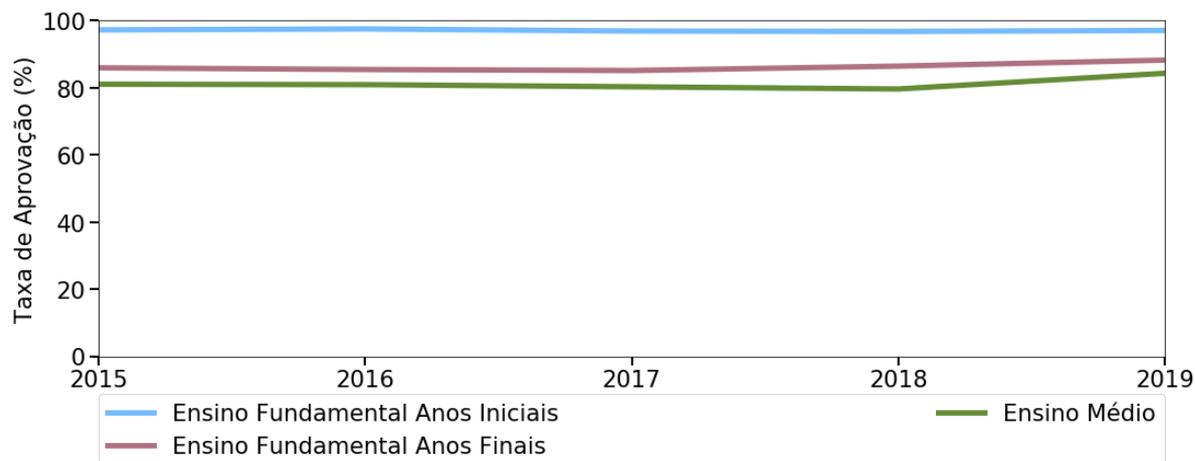


Figura 30 – Análise Temporal da Taxa de Aprovação por Etapa de Ensino no período de 2015 a 2019.

Primeiro foram avaliados os dados de Taxa de Aprovação. A Figuras 30 mostra os dados de Etapa e Rede de Ensino, respectivamente. A média da Taxa de Aprovação é maior para o Ensino Fundamental nos Anos Iniciais. Embora os valores sejam praticamente constantes, existe um aumento na média para o Ensino Médio em 2019. O resumo dos dados pode ser encontrado na Tabela 22.

Tabela 22 – Análise da Taxa de Aprovação por Etapa de Ensino no período de 2015 a 2019.

<b>Etapa de Ensino</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Ensino Fundamental Anos Iniciais	97,14	97,11	0,26	0,00
Ensino Fundamental Anos Finais	86,28	85,97	1,10	0,01
Ensino Médio	81,28	80,96	1,62	0,02

Na figura 31 são apresentadas as médias das Taxas de Aprovação em relação a Rede de Ensino. O fato de nem todos os municípios possuírem redes de ensino do tipo Federal ou Privado ou não disponibilizarem os dados para eles, faz com que a análise não seja muito precisa e que os valores médios abaixo do valor real esperado. Neste caso, deveriam ser analisados somente municípios que possuam as redes citadas para que a análise seja mais exata. Na Tabela 23 pode ser encontrada a sumarização dos dados.

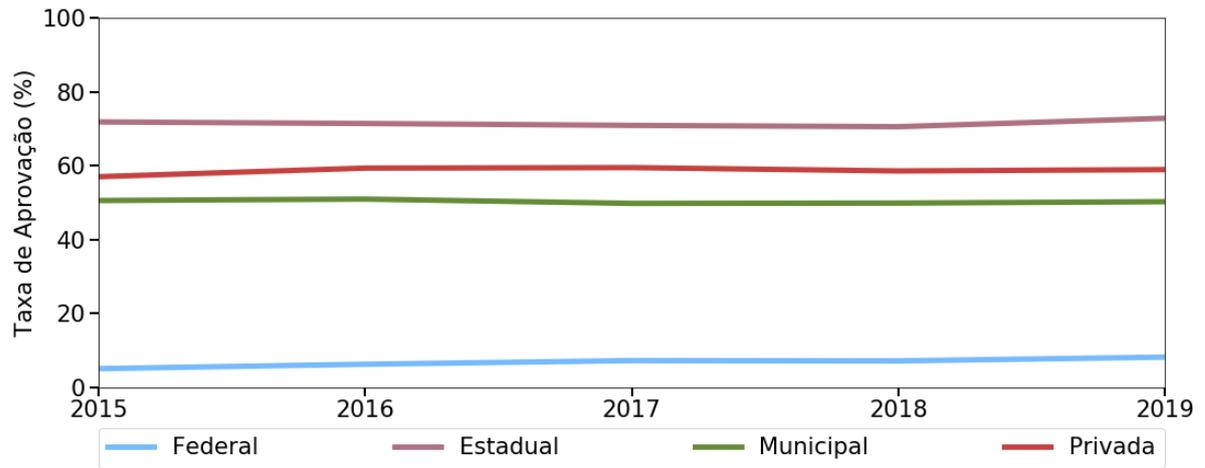


Figura 31 – Análise Temporal da Taxa de Aprovação por Rede de Ensino no período de 2015 a 2019.

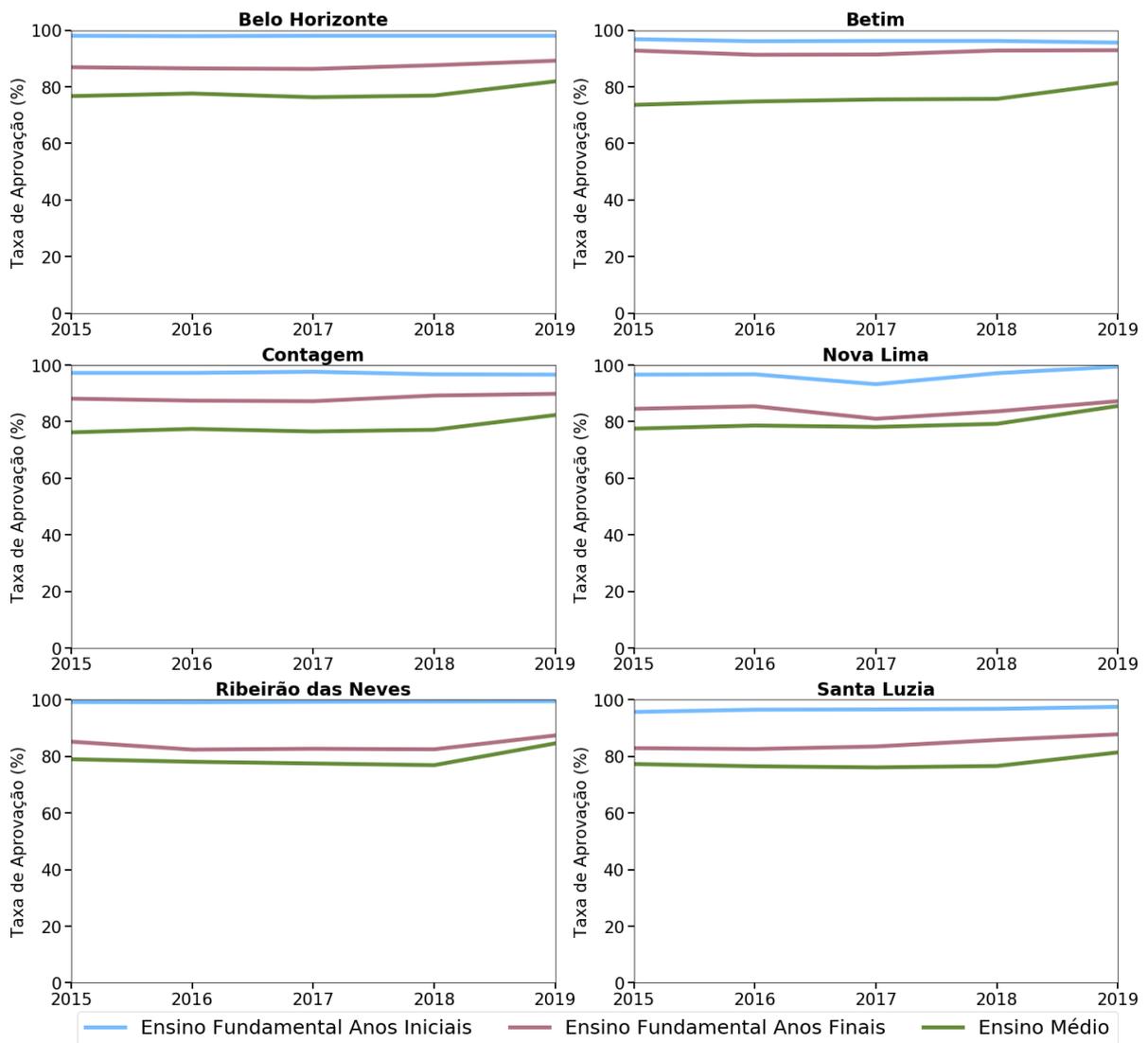


Figura 32 – Análise Temporal dos Municípios da Taxa de Aprovação por Etapa de Ensino no período de 2015 a 2019.

Tabela 23 – Análise da Taxa de Aprovação por Rede de Ensino no período de 2015 a 2019.

Rede de Ensino	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Federal	6,78	7,17	1,05	0,16
Estadual	71,52	71,43	0,79	0,01
Municipal	50,30	50,27	0,43	0,01
Privada	58,68	58,95	0,89	0,02

Desta forma, para entender o comportamento das redes de ensino foram analisados alguns dos municípios. A Figura 33 mostra os dados de Rede de Ensino para Belo Horizonte, Betim, Contagem, Nova Lima, Ribeirão das Neves e Santa Luzia. Nela é possível perceber a ausência da rede de ensino do tipo Federal para o município de Nova Lima. A Figura 32 mostra os dados de Taxa de Aprovação para a Etapa de Ensino por município. As tabelas com a sumarização dos dados podem ser encontradas nos Apêndice B.6 e B.7.

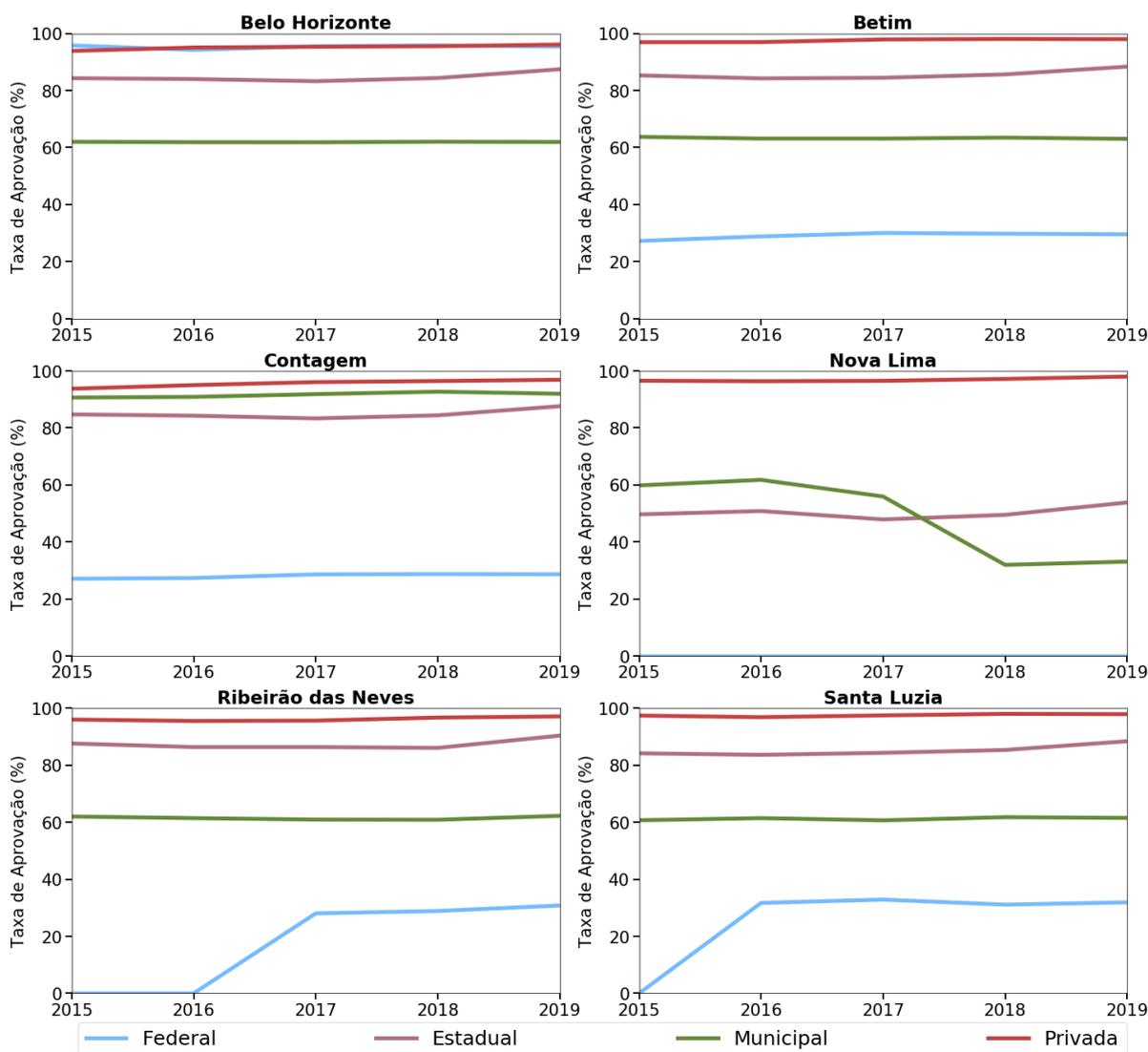


Figura 33 – Análise Temporal dos Municípios da Taxa de Aprovação por Rede de Ensino no período de 2015 a 2019.

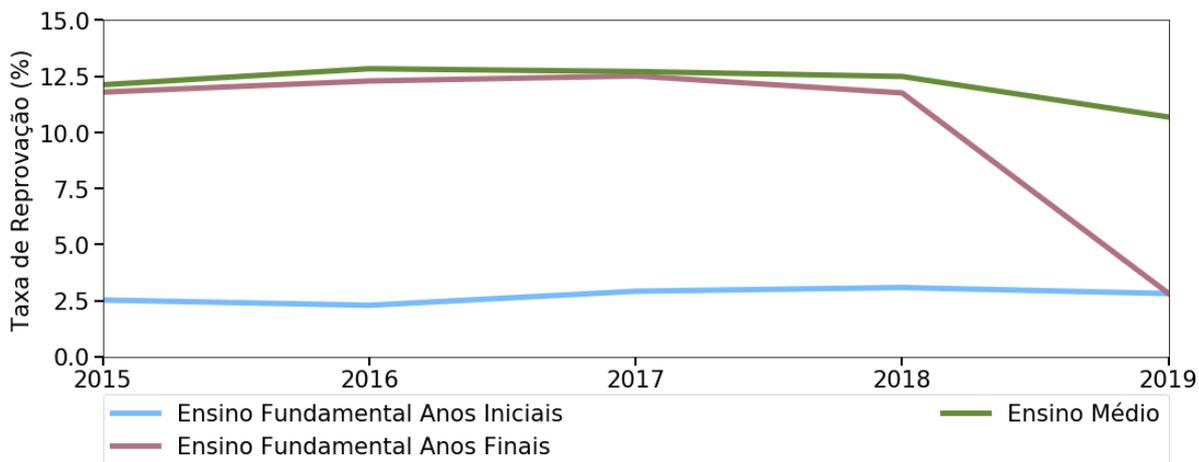


Figura 34 – Análise Temporal da Taxa de Reprovação por Etapa de Ensino no período de 2015 a 2019.

Analogamente, foram analisados os dados de Taxa de Reprovação. Na Figura 34 é apresentada uma análise temporal para a Etapa de Ensino, onde percebe-se uma queda na média dos valores para o Ensino Fundamental nos Anos Finais e para o Ensino Médio. A queda é mais significativa para o Ensino Fundamental nos Anos Finais, em que o percentual reduz de aproximadamente 12% para cerca de 3%. O resumo pode ser visto na Tabela 24.

Tabela 24 – Análise da Taxa de Reprovação por Etapa de Ensino no período de 2015 a 2019.

Etapa de Ensino	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Ensino Fundamental Anos Iniciais	2.72	2.81	0.28	0.10
Ensino Fundamental Anos Finais	10.23	11.79	3.72	0.36
Ensino Médio	12.17	12.49	0.78	0.06

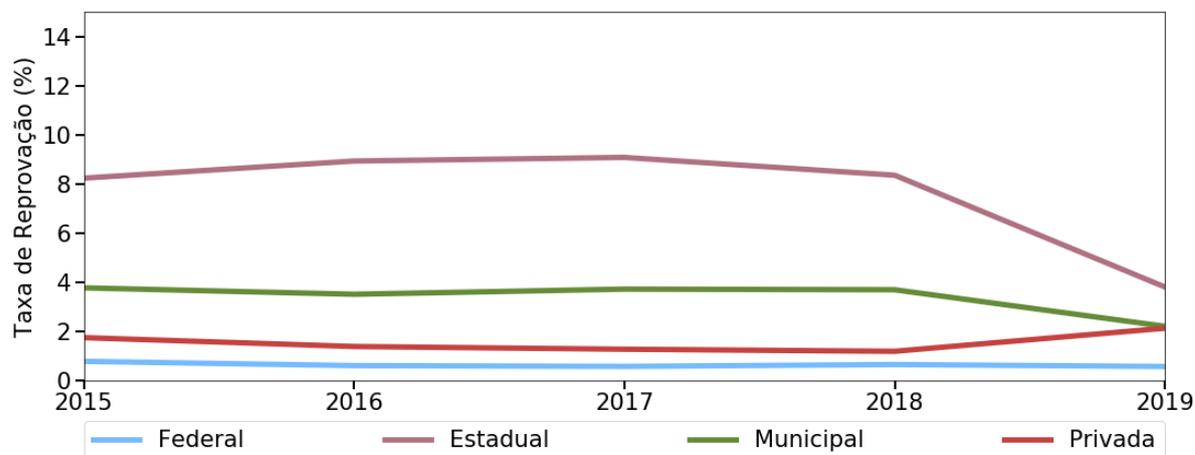


Figura 35 – Análise Temporal da Taxa de Reprovação por Rede de Ensino no período de 2015 a 2019.

Em relação a Rede de Ensino, a rede Estadual que apresentava a maior média de Taxa de Reprovação, apresentou uma queda em 2019. Em contrapartida, a rede Privada teve um aumento no mesmo ano. Os dados podem ser vistos Figura 35, em que é apresentada uma análise temporal das médias das taxas de reprovação e o resumo na Tabela 25.

Tabela 25 – Análise da Taxa de Reprovação por Rede de Ensino no período de 2015 a 2019.

Rede de Ensino	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Federal	0,63	0,60	0,08	0,12
Estadual	7,68	8,35	1,97	0,26
Municipal	3,37	3,69	0,59	0,18
Privada	1,54	1,38	0,35	0,23

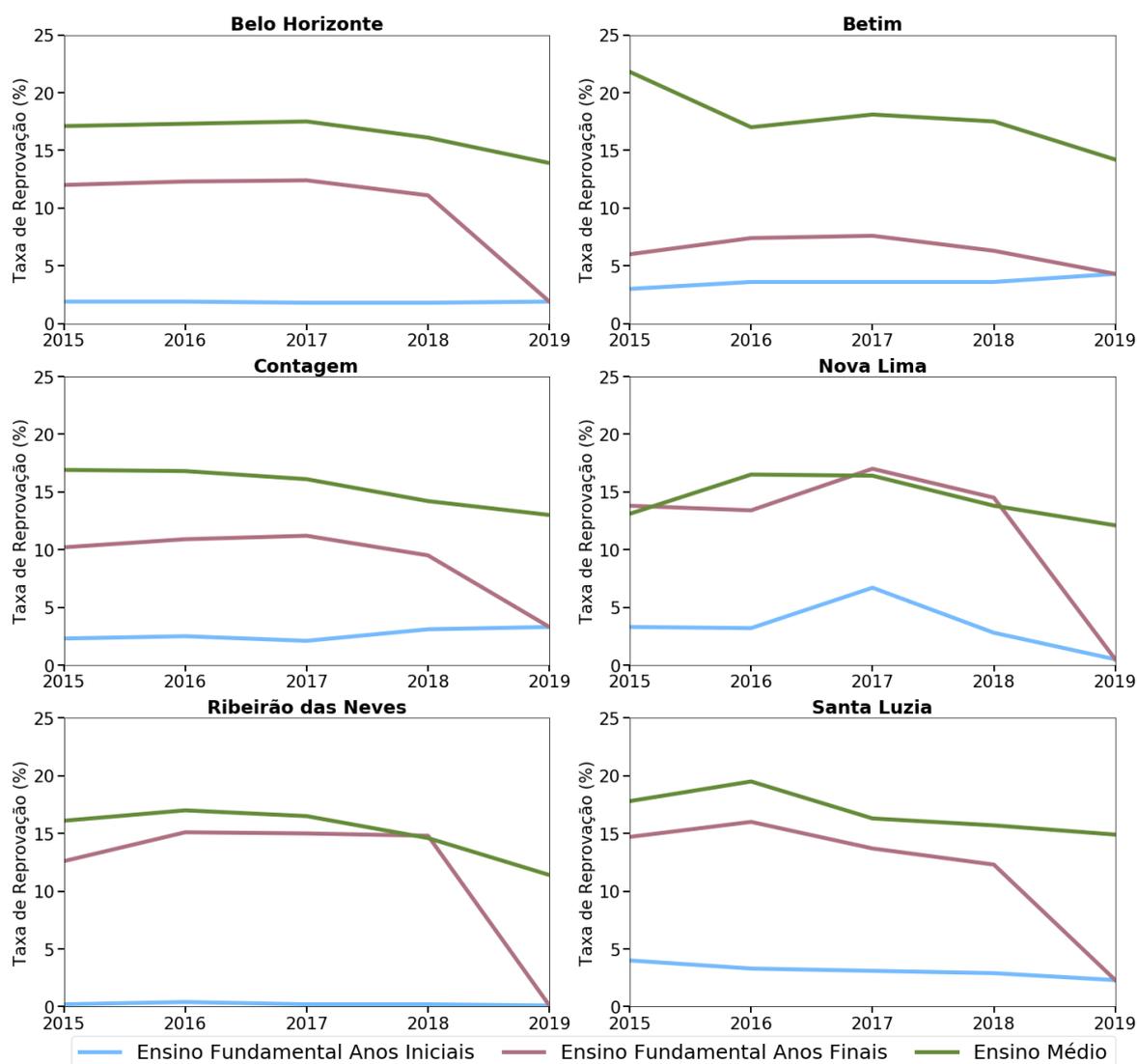


Figura 36 – Análise Temporal dos Municípios da Taxa de Reprovação por Etapa de Ensino no período de 2015 a 2019.

De forma semelhante ao que acontece com a Taxa de Aprovação, os valores de

análise por RMBH não são muito exatos. Com isso, também foram realizadas análises para os municípios de forma isolada. As Figuras 36 e 37 mostram as análises temporais para a Etapa e Rede de Ensino, respectivamente. As tabelas com a sumarização dos dados podem ser vistas no Apêndice B.8 e B.9.

Analisando os gráficos para Etapa de Ensino nos municípios de Belo Horizonte e Contagem, observou-se que as curvas são bastante semelhantes. Para os seis municípios analisados, o Ensino Fundamental no Anos Finais apresentou queda na Taxa de Reprovação.

Para a Rede de Ensino, observou-se que a Taxa de Reprovação é maior nas instituições do tipo Estadual, em todos os seis municípios avaliados. Por não haver registros a respeito de redes do tipo Federal em Nova Lima, os valores encontram-se zerados.

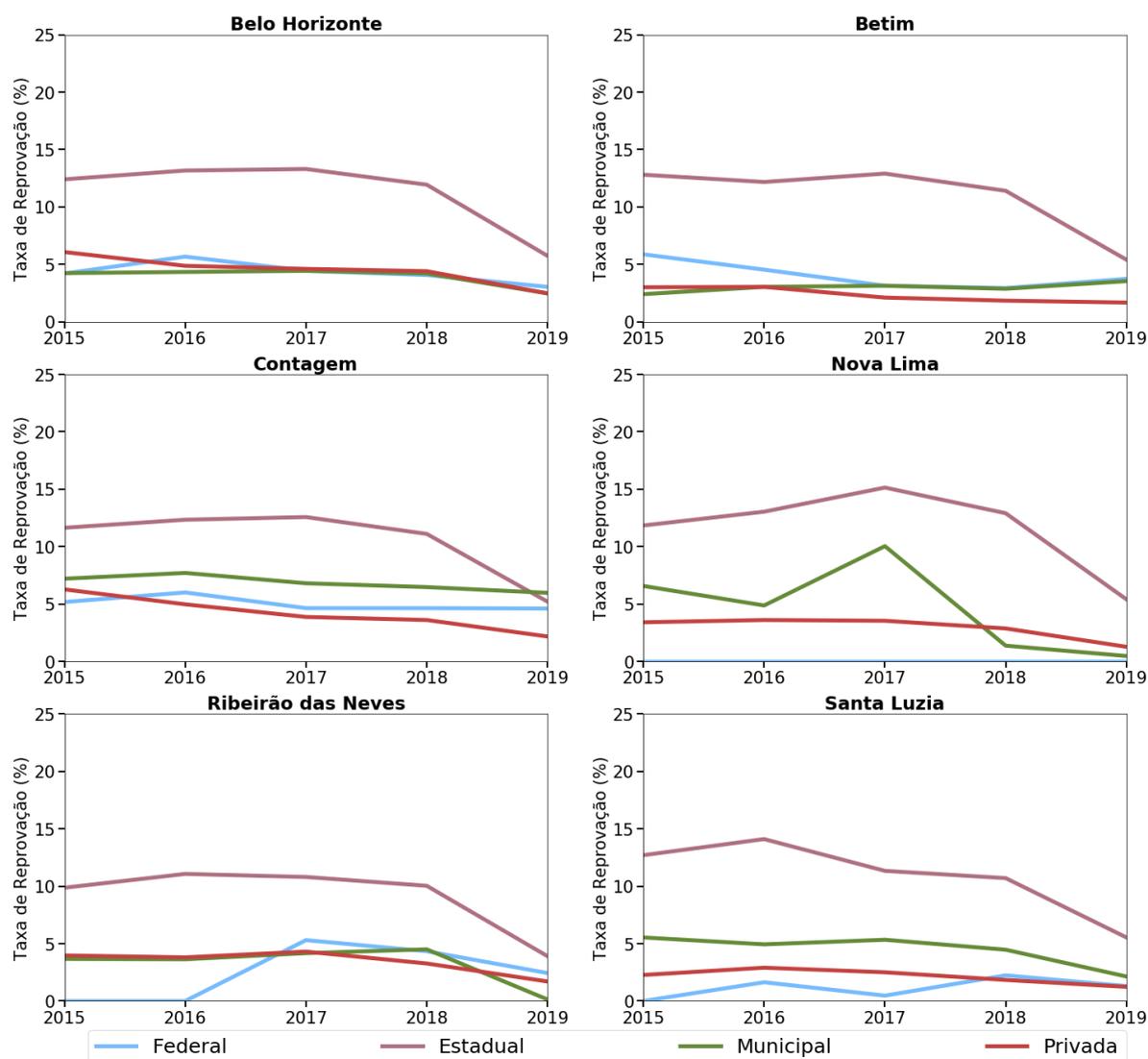


Figura 37 – Análise Temporal dos Municípios da Taxa de Reprovação por Rede de Ensino no período de 2015 a 2019.

No que se refere a Taxa de Abandono, analisando por Etapa de Ensino, notou-se

que para a RMBH a maior média acontece com o Ensino Médio, o que justifica a redução de número de matrículas apresentado na Seção 4.3.2.1. Já para o Ensino Fundamental nos Anos Iniciais, esse média é quase zero. A análise temporal destes dados pode ser encontrada na Figura 38 e na Tabela 26 é apresentada a sumarização dos mesmos.

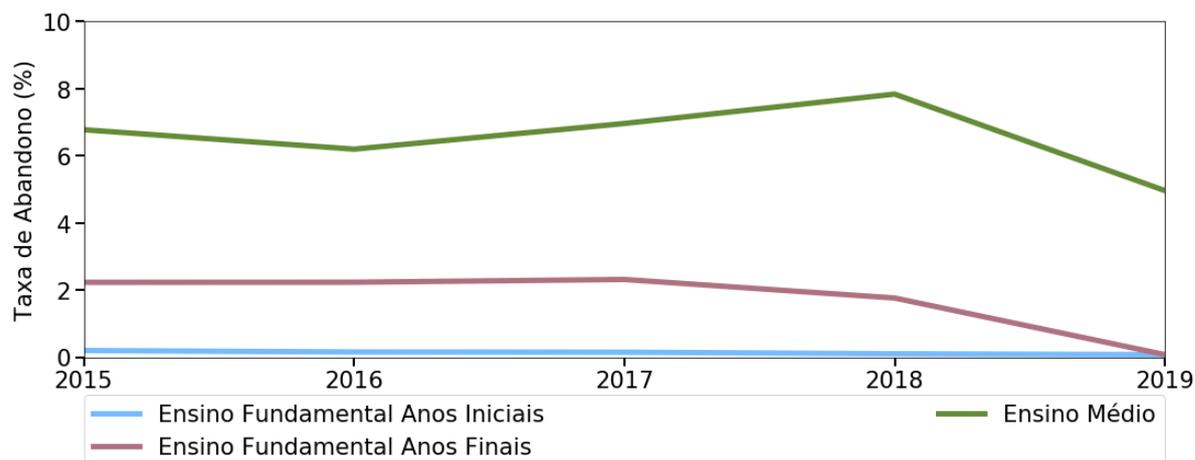


Figura 38 – Análise Temporal da Taxa de Abandono por Etapa de Ensino no período de 2015 a 2019.

Tabela 26 – Análise da Taxa de Abandono por Etapa de Ensino no período de 2015 a 2019.

<b>Etapa de Ensino</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Ensino Fundamental Anos Iniciais	0,14	0,15	0,04	0,31
Ensino Fundamental Anos Finais	1,73	2,23	0,85	0,49
Ensino Médio	6,55	6,78	0,95	0,15

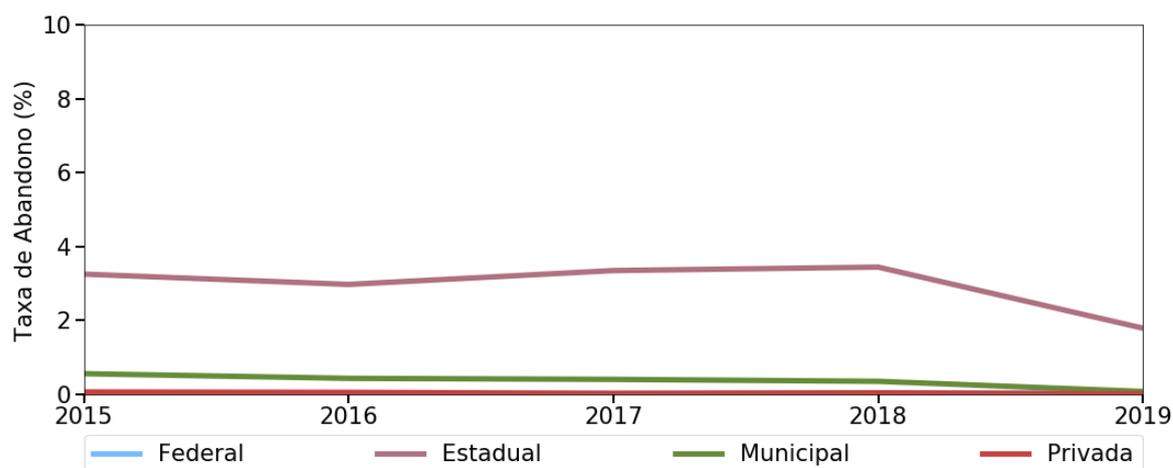


Figura 39 – Análise Temporal da Taxa de Abandono por Rede de Ensino no período de 2015 a 2019.

Já para a Rede de Ensino, a maior média de Taxa de Abandono acontece nas instituições de rede Estadual e a menor nas de rede Privada e Federal. A análise temporal

destes dados pode ser encontrada na Figura 39 e na Tabela 27 é apresentada a sumarização dos mesmos.

Tabela 27 – Análise da Taxa de Abandono por Rede de Ensino no período de 2015 a 2019.

Rede de Ensino	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Federal	0,03	0,03	0,01	0,31
Estadual	2,96	3,25	0,61	0,20
Municipal	0,36	0,40	0,16	0,44
Privada	0,04	0,04	0,02	0,50

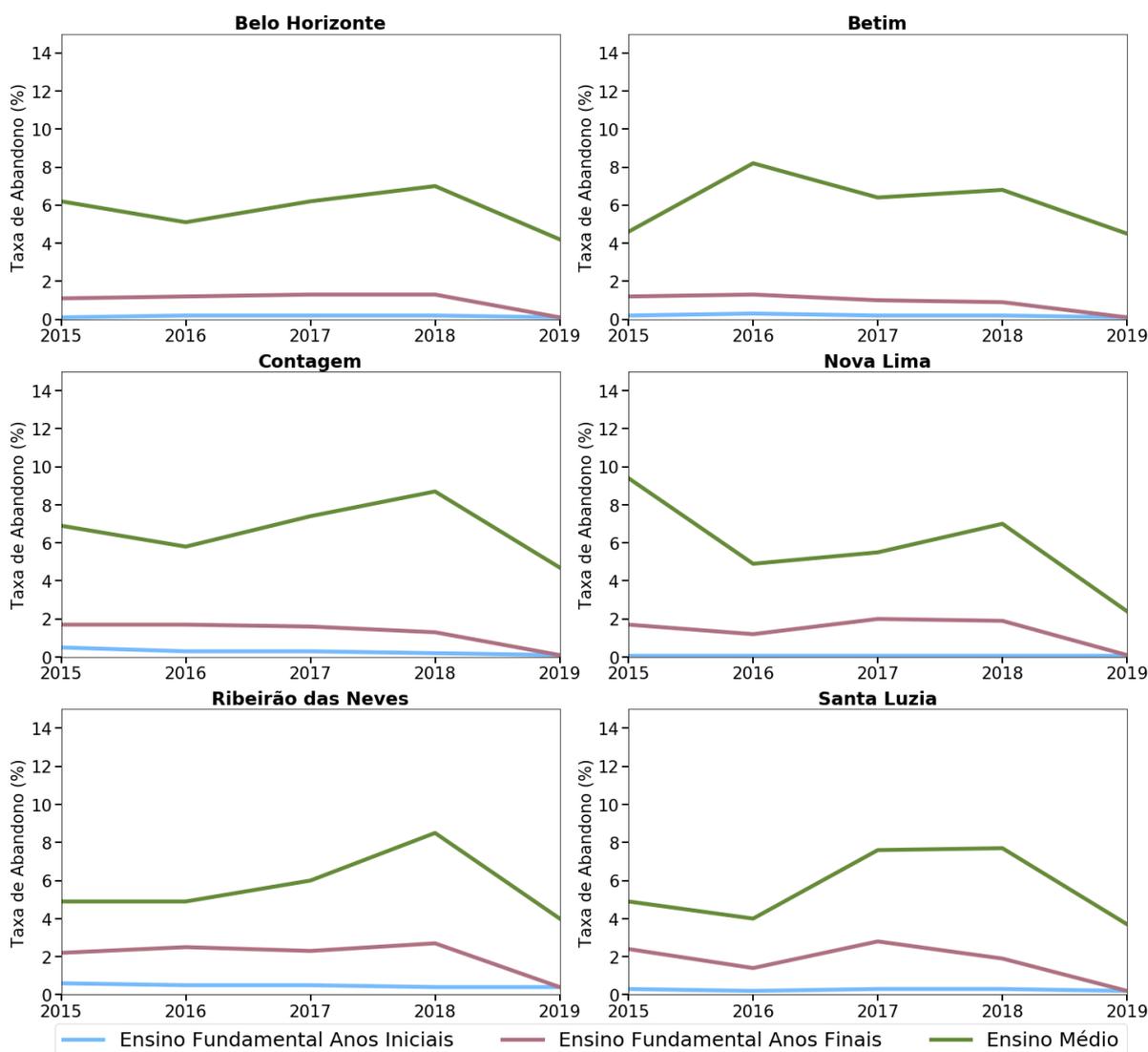


Figura 40 – Análise Temporal dos Municípios da Taxa de Abandono por Etapa de Ensino no período de 2015 a 2019.

Semelhante ao realizado para a Taxa de Aprovação e para a Taxa de Reprovação, foram gerados os gráficos para análise dos seis municípios. Identificou-se para a Etapa de Ensino, que em todos os municípios houve uma queda nos valores de Taxa de Abandono para o Ensino Fundamental nos Anos Finais e para o Ensino Médio quando comparados os

anos de 2018 e 2019. Em todos os casos, a maior Taxa de Abandono corresponde ao Ensino Médio, enquanto a menor ao Ensino Fundamental nos Anos Iniciais. Os gráficos podem ser vistos na Figura 40 e a sumarização dos dados pode ser encontrado no Apêndice B.10.

De forma similar, a Taxa de Abandono para a rede de ensino Estadual é a que mais se destaca, como mostrado na Figura 41. Além disso, foi possível identificar que a queda de valor mais significativa também acontece entre os anos de 2018 e 2019. As tabelas com a sumarização dos dados podem ser encontradas no Apêndice B.11.

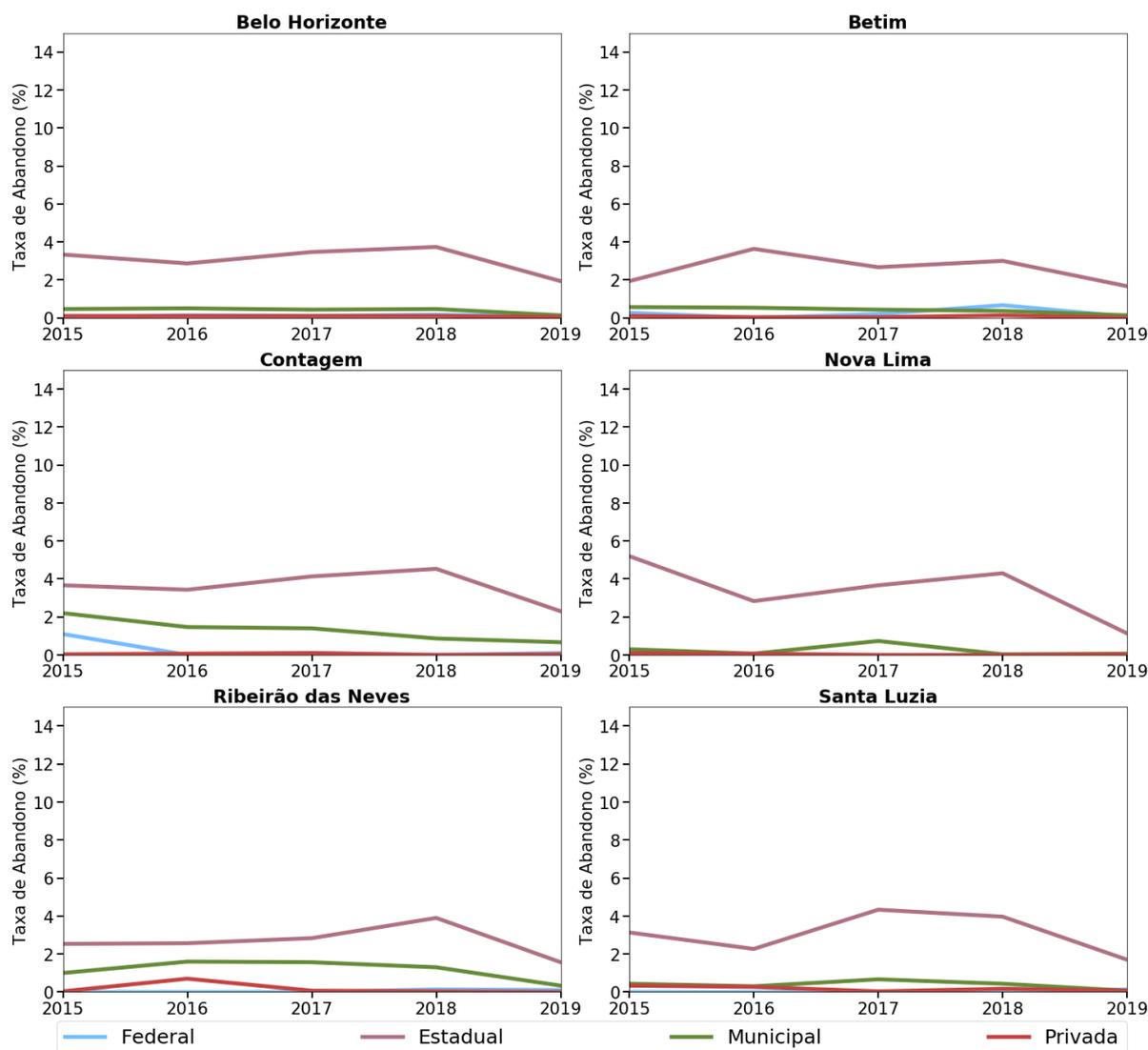


Figura 41 – Análise Temporal dos Municípios da Taxa de Abandono por Rede de Ensino no período de 2015 a 2019.

### 4.3.3 Taxa de Juros Selic e IPCA

Nesta seção, serão mostrados os dados que foram avaliados sobre a Taxa de Juros Selic e a Variação Mensal do IPCA. Embora as fontes disponibilizem dados de anos anteriores, foi considerado somente o período escolhido para os indicadores de criminalidade,

ou seja, de janeiro de 2015 a dezembro de 2019.

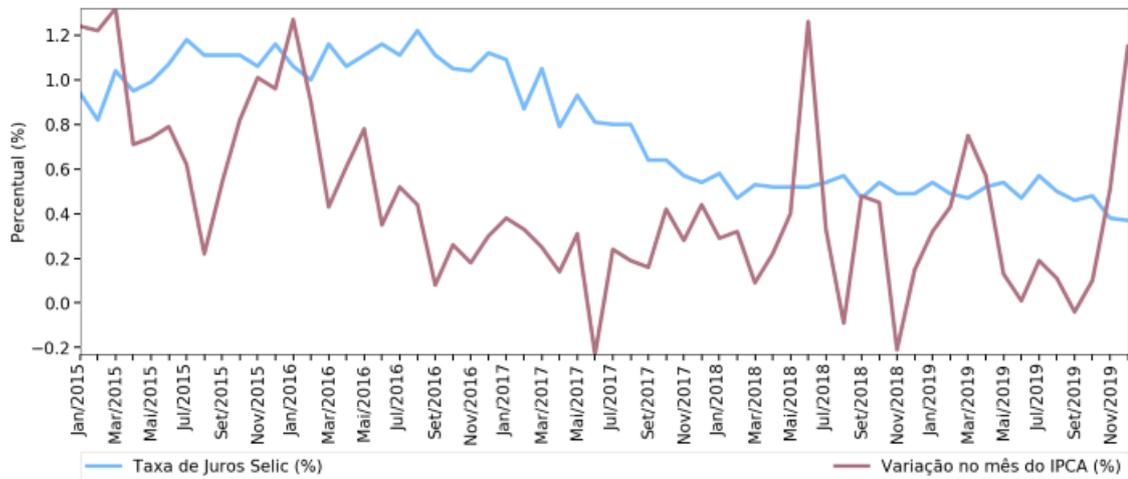


Figura 42 – Análise temporal da Taxa de Juros Selic e IPCA no período de 2015 a 2019.

A Figura 42 mostra uma análise temporal dos valores da Taxa de Juros Selic e Variação do IPCA. A Taxa de Juros Selic apresenta uma queda nos valores a partir do segundo semestre de 2016, e embora ela apresente picos é possível perceber uma certa constância nos valores entre os meses. O IPCA, por sua vez, apresenta alterações muito bruscas de um mês para o outro.

Tabela 28 – Análise Temporal da Taxa de Juros Selic e Variação mensal do IPCA no período de 2015 a 2019.

Indicador	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Taxa de Juros Selic (%)	0,79	0,80	0,27	0,35
Variação no mês do IPCA (%)	0,45	0,36	0,37	0,83

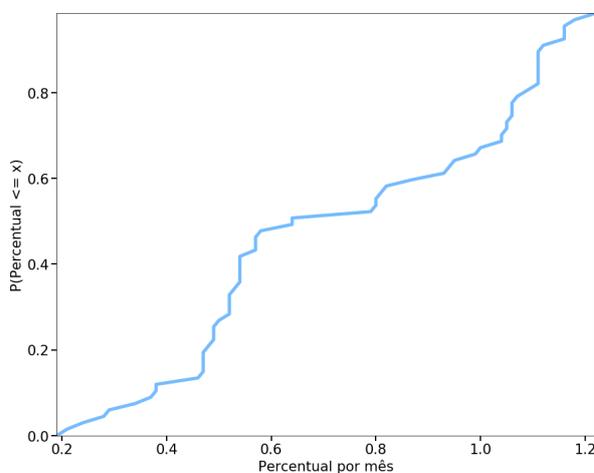


Figura 43 – CDF da Taxa de Juros Selic no período de 2015 a 2019.

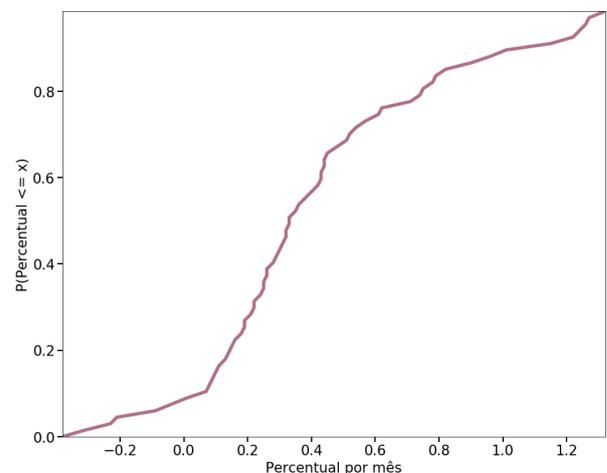


Figura 44 – CDF da IPCA no período de 2015 a 2019.

Além disso, como pode ser observado na Figura 43, os cerca de 60% dos dados de Taxa de Juros Selic possuem valores menores ou iguais a 1,0%. Em relação ao IPCA, é possível observar na Figura 44 que em torno de 80% dos dados possuem valores menores ou iguais a 0,8%.

#### 4.3.4 FGTS: Saque moradia própria

Como citado na Seção 4.2.4, os dados disponibilizados foram a quantidade de saques e o valor do saque por mês no período de 2015 a 2019. A Figura 45 mostra um resumo destes dados de forma anual. Nos anos de 2015 e 2016 é possível observar que existe um grande número de saques, mas que os valores totais são inferiores quando comparados ao ano de 2019.

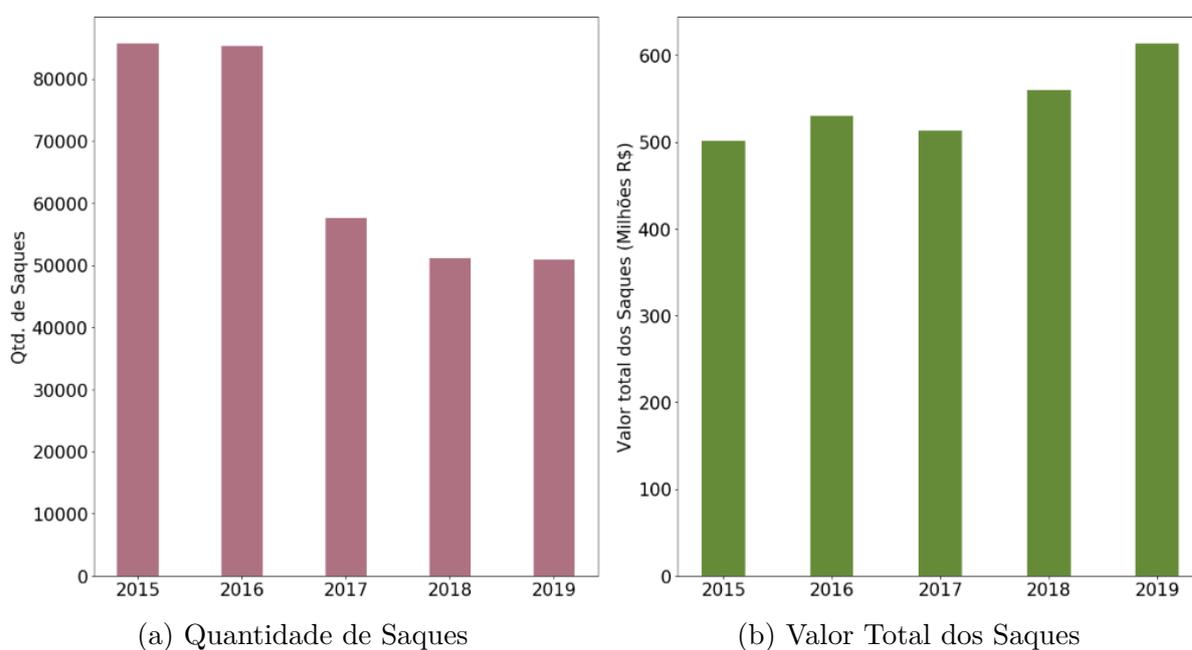


Figura 45 – Saques do FGTS para Moradia Própria no período de 2015 a 2019.

Tabela 29 – Análise dos Saques do FGTS para Moradia Própria no período de 2015 a 2019.

Tipo	Total	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Quantidade de Saques	330.512	66.102,40	57.626,00	16.000,70	0,24
Valor Total dos Saques (R\$)	2.717.031.240,12	543.406.248,02	530.149.732,69	40.199.605,22	0,07
Valor Médio dos Saques (R\$)	44.410,44	8.882,09	9.181,49	2.526,79	0,28

A consequência desses acontecimentos é mostrada pela Figura 46, que representa o valor médio dos saques ano a ano. Como a quantidade de saques é alta e o valor dos

saques são relativamente menores, então nos anos de 2015 e 2016 observa-se uma média de valor por saque em torno de 48% e 51%, respectivamente, menor quando comparado ao ano de 2019.

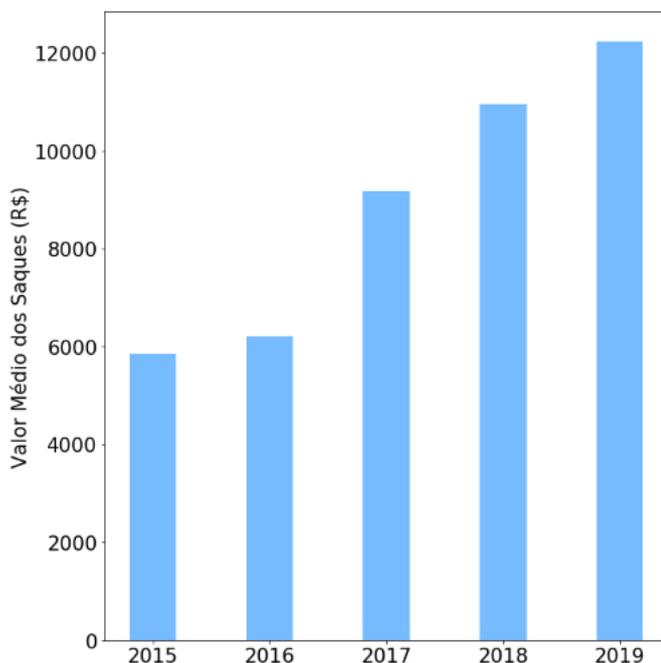


Figura 46 – Valor Médio dos Saques do FGTS para Moradia Própria no período de 2015 a 2019.

A Tabela 29 mostra a sumarização dos dados de saque de FGTS para Moradia Própria. Para prosseguir com as análises, optou-se por utilizar somente o valor médio dos saques.

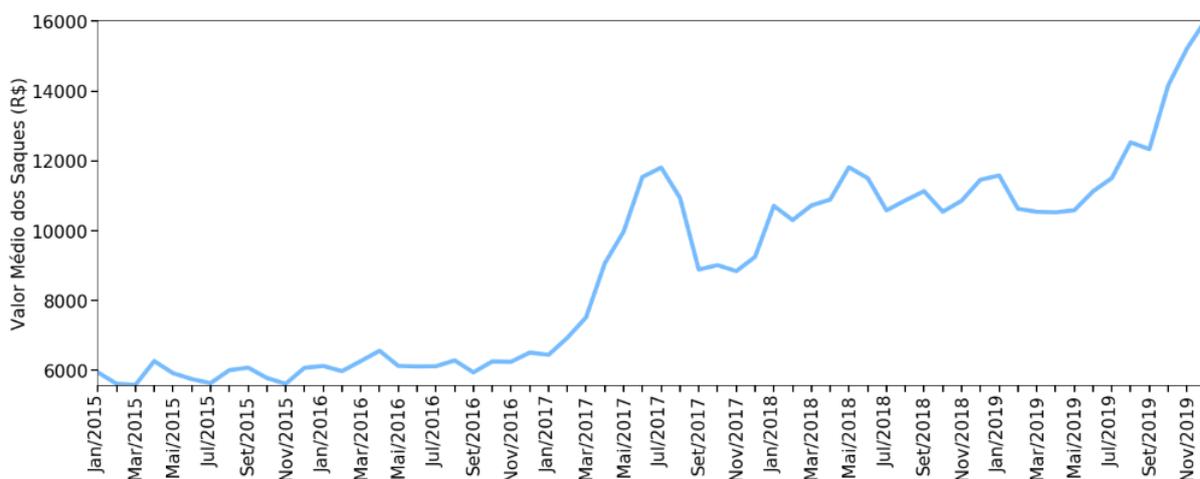


Figura 47 – Análise Temporal do Valor Médio dos Saques do FGTS para Moradia Própria no período de 2015 a 2019.

A Figura 47 mostra a análise temporal mensal da valor médio dos saques do FGTS

para o período selecionado. Analisando o ano de 2017 percebeu-se um pico entre os meses de março a setembro e outro entre maio e dezembro de 2019.

O comportamento dos dados pode ser visto na Figura 48, na qual é mostrada a CDF do Valor Médio dos Saques do FGTS. A construção dele foi igual à apresentada pela seção que avalia os dados de criminalidade, ou seja, por meio da construção de um vetor com 12 posições que representam os meses do ano. Posteriormente, foram somados os valores para cada mês de cada ano e, em seguida, o vetor foi ordenado em ordem crescente.

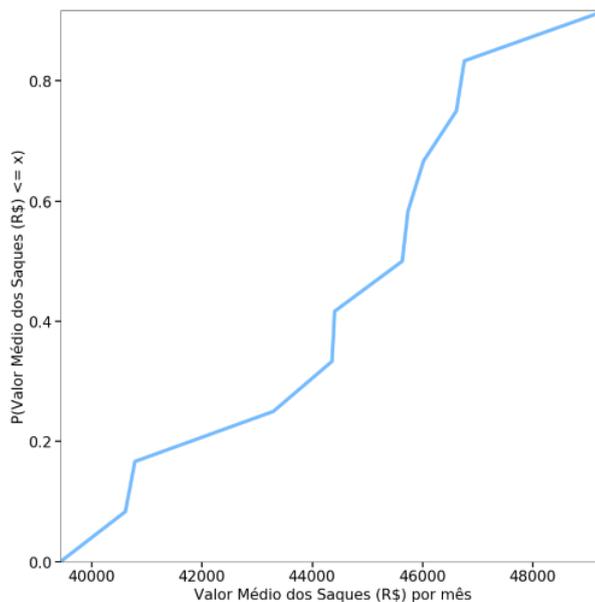


Figura 48 – CDF do Valor Médio dos Saques do FGTS para Moradia Própria no período de 2015 a 2019.

#### 4.3.5 Preço Médio de Venda de Imóveis Residenciais

Em relação ao Preço Médio, não foram encontrados dados referentes a todos os municípios da RMBH, somente para Belo Horizonte, Betim e Contagem, com a ressalva de que o município de Betim só possui dados a partir de 2018. O preço médio de venda de um imóvel residencial em Contagem representa em média 56% do preço médio para Belo Horizonte, como mostrado na Figura 49.

Tabela 30 – Análise do Preço médio ( $R\$/m^2$ ) para venda de imóveis residenciais de Belo Horizonte, Contagem e Betim no período de 2015 a 2019.

Município	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Belo Horizonte	6.438,07	6.597,48	220,15	0,03
Betim	1.207,74	0,00	1.479,17	1,22
Contagem	3.597,93	3.595,57	38,34	0,01

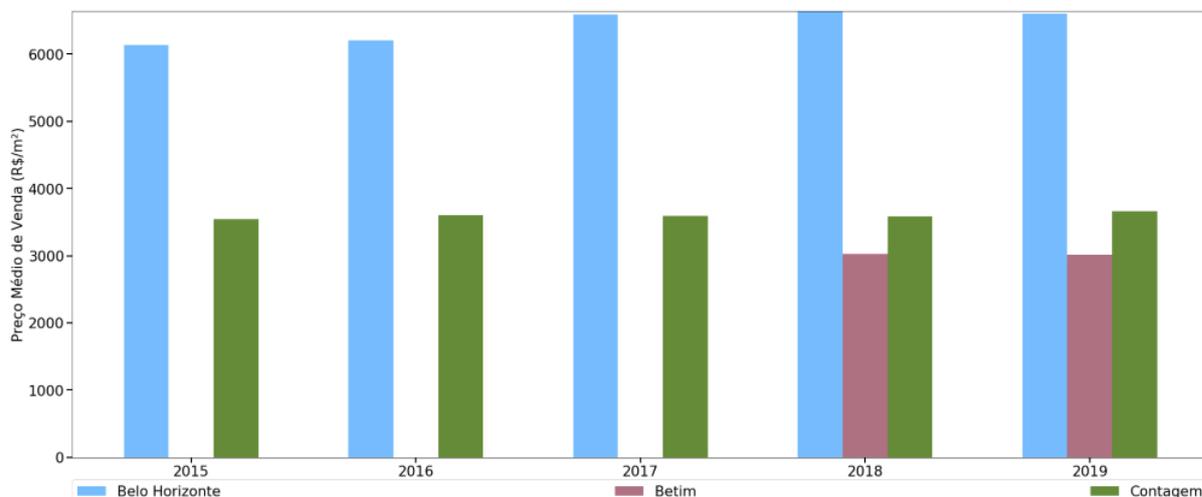


Figura 49 – Análise do Preço médio ( $R\$/m^2$ ) para venda de imóveis residenciais de Belo Horizonte, Contagem e Betim no período de 2015 a 2019.

A Figura 50 mostra a análise temporal do preço médio, mostra que não existe aumento ou diminuição abrupta dos preços nem quando comparamos mês a mês e nem ano a ano, exceto para Betim. Isso pode ser comprovado avaliando os coeficientes de variação mostrados nas tabelas 30 e 31. Assim como já pode ser observado na Figura 49, o preço médio sofreu um aumento no início do ano de 2017.

Figura 50 – Análise temporal do Preço médio ( $R\$/m^2$ ) para venda de imóveis residenciais de Belo Horizonte, Contagem e Betim no período de 2015 a 2019.

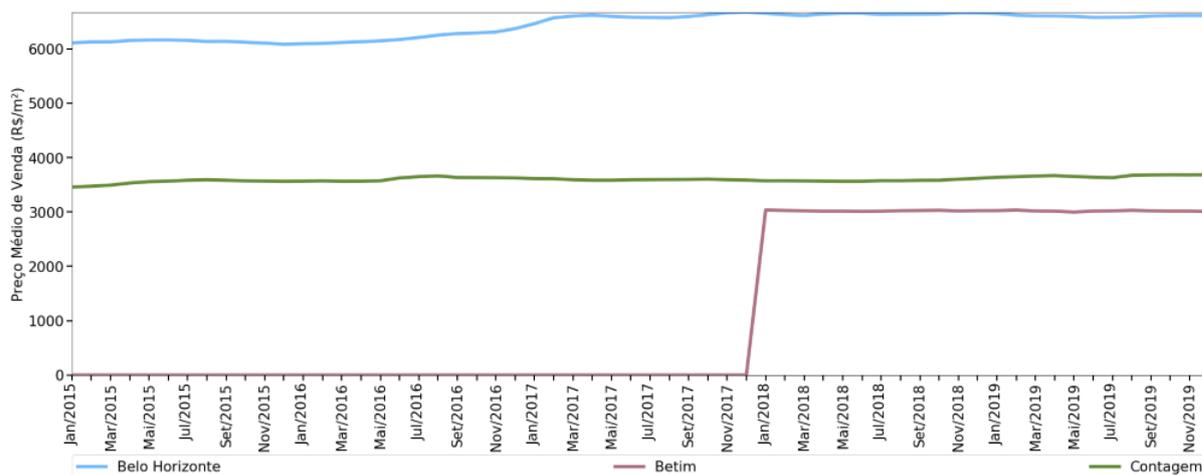


Tabela 31 – Análise temporal do Preço médio ( $R\$/m^2$ ) para venda de imóveis residenciais de Belo Horizonte, Contagem e Betim no período de 2015 a 2019.

Município	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Belo Horizonte	6.438,07	6.582,99	225,43	0,04
Betim	1.207,74	0,00	1.479,18	1,22
Contagem	3.597,93	3.591,20	47,40	0,01

Devido ao fato de Betim possuir dados somente a partir de 2018, optou-se por prosseguir as análises somente com os municípios de Belo Horizonte e Contagem.

## 4.4 Análise de Correlação

A análise de correlação foi feita para as variáveis (indicadores e índices) os dados de criminalidade e educação, já que possuíam múltiplos indicadores. Essa análise foi dividida em duas etapas: determinação dos coeficientes de correlação e análise de centralidade da relação de correlação existentes entre pares de variáveis (que será explicada mais adiante). Para essa etapa optou-se por prosseguir a análise considerando apenas os seis municípios analisados separadamente (Belo Horizonte, Betim, Contagem, Nova Lima, Ribeirão das Neves e Santa Luzia) e a soma dos valores que esses representam como um novo grupo, chamado “Geral”.

### 4.4.1 Indicadores de Criminalidade

Para a análise dos dados de criminalidade a lista de indicadores foi gerada de forma que, se o alvo fosse diferente de “Não Especificado”, o nome do indicador ficaria

Natureza do Crime + de + Alvo do Crime + (Geral ou Nome do Município)

caso contrário,

Natureza do Crime + (Geral ou Nome do Município).

#### 4.4.1.1 Coeficientes de Correlação

Para este trabalho foram utilizados dois coeficientes de correlação: *Spearman* e *Pearson*. Com o auxílio do Pandas<sup>4</sup>, foi criado um *DataFrame* com os dados coletados e aplicada a função de “corr” que retorna um *DataFrame* com a matriz de correlação do método escolhido de dimensões  $183 \times 183$ .

Em seguida, considerando somente a parte triangular inferior de cada uma das matrizes, sem a diagonal principal, foi gerado o gráfico da CDF, que é mostrado na Figura 51. Pode-se observar que as curvas de ambos os métodos de correlação são semelhantes e estão praticamente sobrepostas. Com isso, para dar continuidade nas análises foi escolhida a parte triangular inferior da matriz de correlação do método de correlação de *Spearman*, que contém 16.471 pares de índices ou indicadores.

<sup>4</sup> O Pandas é uma ferramenta de análise e manipulação de dados de código aberto, construída sobre a linguagem de programação Python. Para mais informações visite: <https://pandas.pydata.org>.

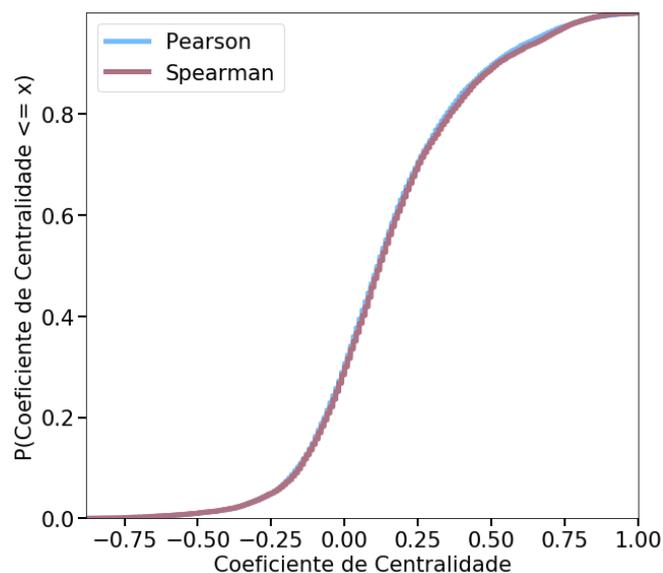


Figura 51 – CDF dos Coeficientes de Correlação *Spearman* e *Pearson* para Criminalidade.

Foram separados os pares de índices/indicadores que apresentam o coeficiente de correlação maior que 0,5 ou menor que  $-0,5$ , esses pares de índices foram selecionados pelo fato de estarem fortemente correlacionados. Ao todo, foram filtrados 1.951 pares, ou seja, em torno de 11,85% dos elementos da parte triangular inferior da matriz dos pares de correlação. Neste ponto, ressalta-se que os outros 88,15% pares restantes apresentam correlação fraca no intervalo  $[-0,5, 0,5]$  e não serão levados em consideração neste projeto. Posteriormente, uma metodologia adicional será proposta como trabalhos futuros para inclusão de uma análise capaz de selecionar variáveis desse conjunto de pares de correlação restantes.

#### 4.4.1.2 Análise de Centralidade

Devido a dificuldade de entender os resultados, por causa da grande quantidade de pares de correlação no final da seção anterior, foi gerado um grafo apenas com os pares que se apresentam fortemente correlacionados para tentar melhorar a visualização de como os pares se conectam entre si, esse grafo é exibido na Figura 52. Cada nó do grafo representa um indicador e cada aresta indica que existe um coeficiente de correlação para os dois nós conectados. Como os nomes dos indicadores são grandes e ficariam confusos no grafo, foi gerada uma tabela em que cada número representa um indicador, totalizando 129 indicadores com o padrão citado no início da Seção 4.4.1. A Tabela 137 com os indicadores pode ser encontrada no Apêndice C.0.1.

Em seguida, foram calculadas duas medidas de centralidade, o *betweenness centrality*, que é a centralidade por intermediação, e *degree centrality*, que é a centralidade por grau do nó. As Figuras 53a e 53b mostram a CDF para cada uma das medidas escolhidas, respectivamente. Considerando a centralidade por *betweenness*, cerca de 94% dos nós pos-

suem valor de centralidade abaixo de 600. Para a centralidade por grau, aproximadamente 72% dos nós apresentam valor de centralidade abaixo de 0,9.

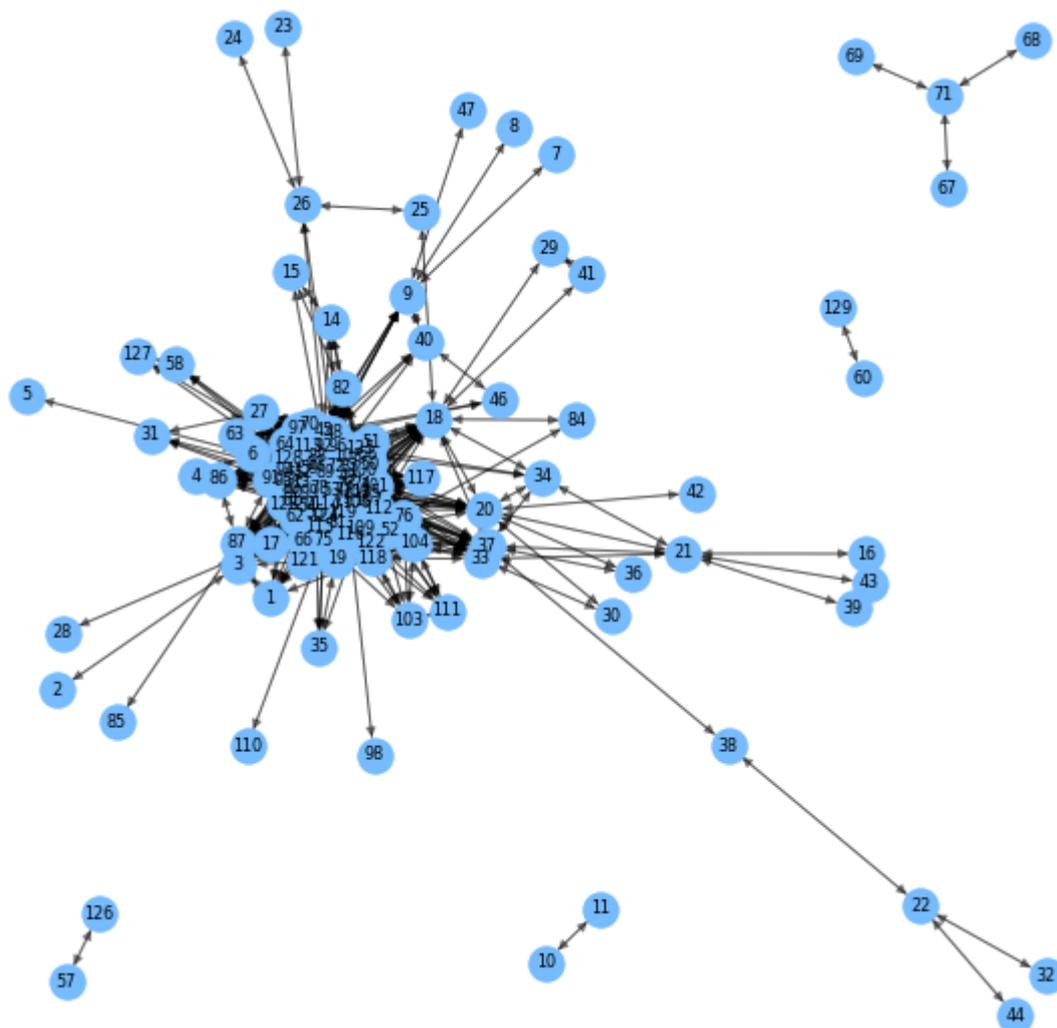


Figura 52 – Grafo dos pares de criminalidade com coeficiente de correlação menores que  $-0,5$  e maiores que  $-0,5$ .

Quando são analisados o grau de cada nó, sem considerar as medidas de centralidade, em torno de 37% deles apresentam mais de 100 arestas conectadas, ou seja, cada um desses indicadores faziam par com mais de 100 outros indicadores. Os dados de grau e medidas de centralidade são apresentados na Tabela 137.

Mesmo após ter sido gerado o grafo, foi constatado que existia um grupo com muitos indicadores conectados e outros quatro pequenos grupos, que constam na Tabela 32. Para verificar quantos grupos realmente existiam, o grafo foi processado para determinar quais são os componentes fortemente conectados (do inglês *strongly connected component*). O procedimento foi feito utilizando a biblioteca NetworkX, por meio da função *strongly\_connected\_components(G)* que utiliza o algoritmo de Tarjan (HAGBERG; SCHULT; SWART, 2008).

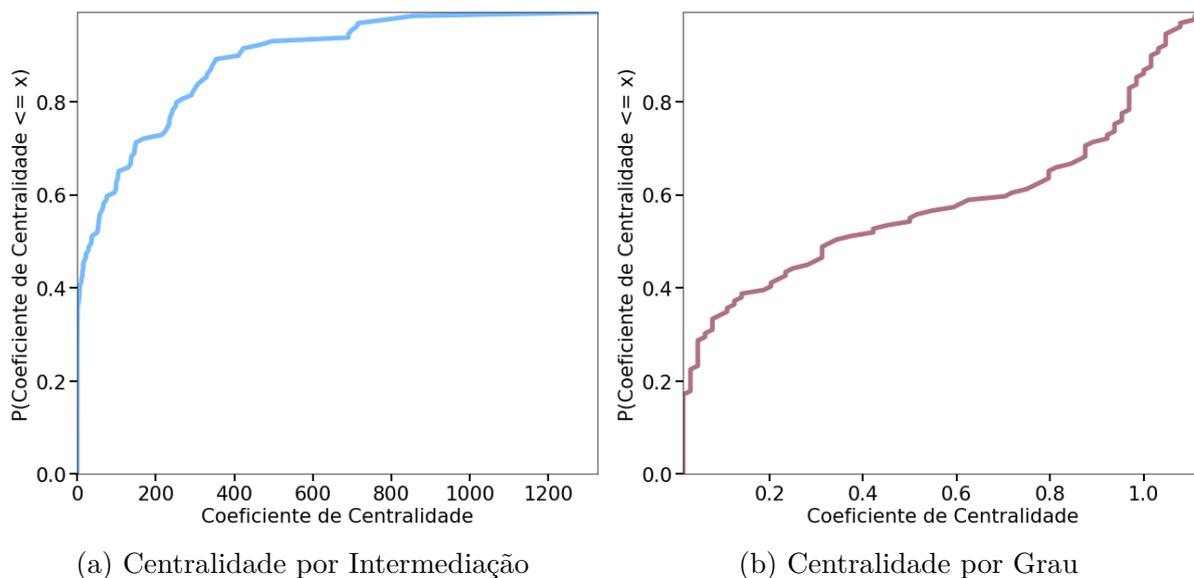


Figura 53 – CDF da Centralidade para Criminalidade.

Tabela 32 – Grupos identificados no Grafo da Figura 52

Grupo	Referência	Nome do Indicador
Grupo 1	10	Estupro de Vulnerável Tentado (Belo Horizonte)
	11	Estupro de Vulnerável Tentado (Geral)
Grupo 2	57	Homicídio Consumado (Registros) (Nova Lima)
	126	Vítima de Homicídio Consumado (Nova Lima)
Grupo 3	60	Homicídio Consumado (Registros) (Santa Luzia)
	129	Vítima de Homicídio Consumado (Santa Luzia)
Grupo 4	67	Lesão Corporal Consumado (Belo Horizonte)
	68	Lesão Corporal Consumado (Betim)
	69	Lesão Corporal Consumado (Contagem)
	71	Lesão Corporal Consumado (Geral)
Grupo 5	Demais indicadores na Tabela 137 do Apêndice C.0.1	

Os componentes fortemente conectados identificados foram exatamente iguais aos grupos já citados anteriormente. Dessa forma, observou-se que não foi possível desmembrar o Grupo 5, de forma que todos os vértices estão fortemente conectados de alguma forma.

Como cada aresta representa a presença de correlação entre os indicadores, para cada um dos grupos menores, optou-se por escolher um nó (indicador) representante dentre os indicadores que seja mais intuitivo e de fácil interpretação para ser utilizado como variável na regressão linear, a qual será descrita na Seção 4.5. No caso do Grupo 1, foi selecionado o indicador 11, já que se referia às seis municípios e, dessa forma, é mais representativo. Nos grupos 2 e 3, foram escolhidos os indicadores 57 e 60, respectivamente, ou seja, os indicadores que representam a quantidade de registros de Homicídio Consumado. Para o Grupo 4, como mostrado na Figura 52, os indicadores 67, 68 e 69 se conectam ao indicador 71, e por apresentar o maior grau, este foi o indicador escolhido.

Em relação ao Grupo 5, foram consideradas as medidas de centralidade. Foram selecionados dois indicadores, o que apresenta o maior valor de *betweenness* e o maior valor de centralidade por grau do nó (identificador), os quais são Furto de Residência (Geral) e Roubo Consumado (Geral), respectivamente conforme a Tabela 137.

#### 4.4.2 Indicadores de Educação

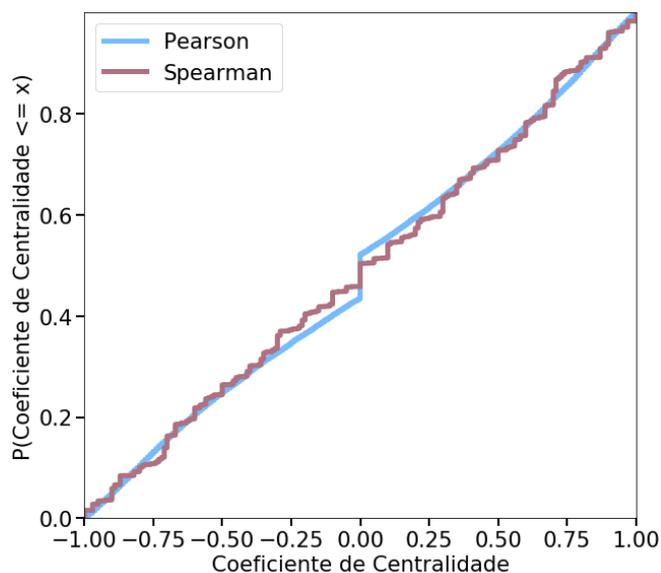
Para a análise dos dados de educação, a lista de indicadores foi gerada de forma que cada Etapa Ensino fosse combinada com os as quatro Redes de Ensino, obtendo-se como resultado o nome do indicador com o seguinte formato:

Núm. de Matrículas	}	+ do + Etapa de Ensino + na rede + Rede de Ensino +
Núm. de Estabelecimentos		
Taxa de Aprovação		
Taxa de Reprovação		
Taxa de Abandono		
		(Geral ou Nome do Município)

##### 4.4.2.1 Coeficientes de Correlação

De forma análoga ao realizado na seção 4.4.1.1, também foram calculados os coeficientes de correlação *Spearman* e *Pearson* por meio de um DataFrame construído a partir dados dos indicadores. Depois disso, foi aplicada a função de “corr” que retornou um DataFrame com a matriz de correlação de *Spearman/Pearson* de dimensão  $421 \times 421$ . Em seguida, considerando somente a parte da triangular inferior de cada uma das matrizes de correlação, exceto pelos elementos da diagonal principal, obteve-se a CDF dos elementos da matriz de correlação que pode ser vista na Figura 54. Observa-se que as curvas dos valores de correlação de ambos os métodos de correlação são semelhantes e estão praticamente sobrepostas. Diferentemente da CDF apresentada para os dados de Criminalidade na Figura 51, as curvas apresentadas para Educação se parecem mais com uma função linear, isso pode ser explicado pela distribuição de valores de correlação mais equilibrada.

Semelhante à metodologia aplicada para os indicadores de Criminalidade descritos anteriormente, foi selecionado somente a parte triangular inferior da matriz de correlação do método *Spearman*, que continha 87.990 pares de índices. A partir daí, os pares de índices/indicadores que apresentam coeficiente de correlação maior que 0,5 ou menor que  $-0,5$  foram selecionados, totalizando 25.197 pares, ou seja, aproximadamente 28,64% dos elementos da parte triangular inferior da matriz de correlação. Novamente, ressalta-se que os outros 71,36% pares restantes apresentam correlação fraca no intervalo  $[-0,5, 0,5]$  e não serão levados em consideração neste projeto. Posteriormente, uma metodologia adicional será proposta como trabalhos futuros para inclusão de uma análise capaz de selecionar variáveis desse conjunto de pares de correlação restantes.

Figura 54 – CDF dos Coeficientes de Correlação *Spearman* e *Pearson* para Educação.

#### 4.4.2.2 Análise de Centralidade

Considerando a grande número de pares de correção entre indicadores, nesta seção também foi gerado um grafo para tentar auxiliar a visualização de como os pares se conectam. Esse grafo é exibido na Figura 55. Como os nomes dos indicadores são grandes e ficariam confusos no grafo, foi gerada uma tabela em que cada número representa um indicador, totalizando 313 indicadores com o padrão citado no início da Seção 4.4.2. A Tabela 138 com os indicadores pode ser encontrada no Apêndice C.0.1.

Em seguida, foram calculadas as duas medidas de centralidade, a centralidade por *betweenness* e centralidade por grau do nó (indicador). As Figuras 56a e 56b mostram a CDF para cada uma das medidas calculadas, respectivamente. Considerando a centralidade por *betweenness*, aproximadamente de 97% dos nós apresentam valores de centralidade abaixo de 300. Para a centralidade por grau, aproximadamente 58% dos nós apresentam valores de centralidade abaixo de 1,2. Em relação ao grau de cada nó, sem considerar as medidas de centralidade, em torno de 30% deles apresentam mais de 400 arestas conectadas. Os dados de grau e medidas de centralidade podem ser encontrados na Tabela 138. Ao se analisar o grafo, observa-se que, aparentemente, só existia um grupo com todos os indicadores conectados. Para verificar se realmente não existiam outros grupos, o grafo foi processado para determinar os componentes fortemente conectados e não foi encontrado mais de um componente.

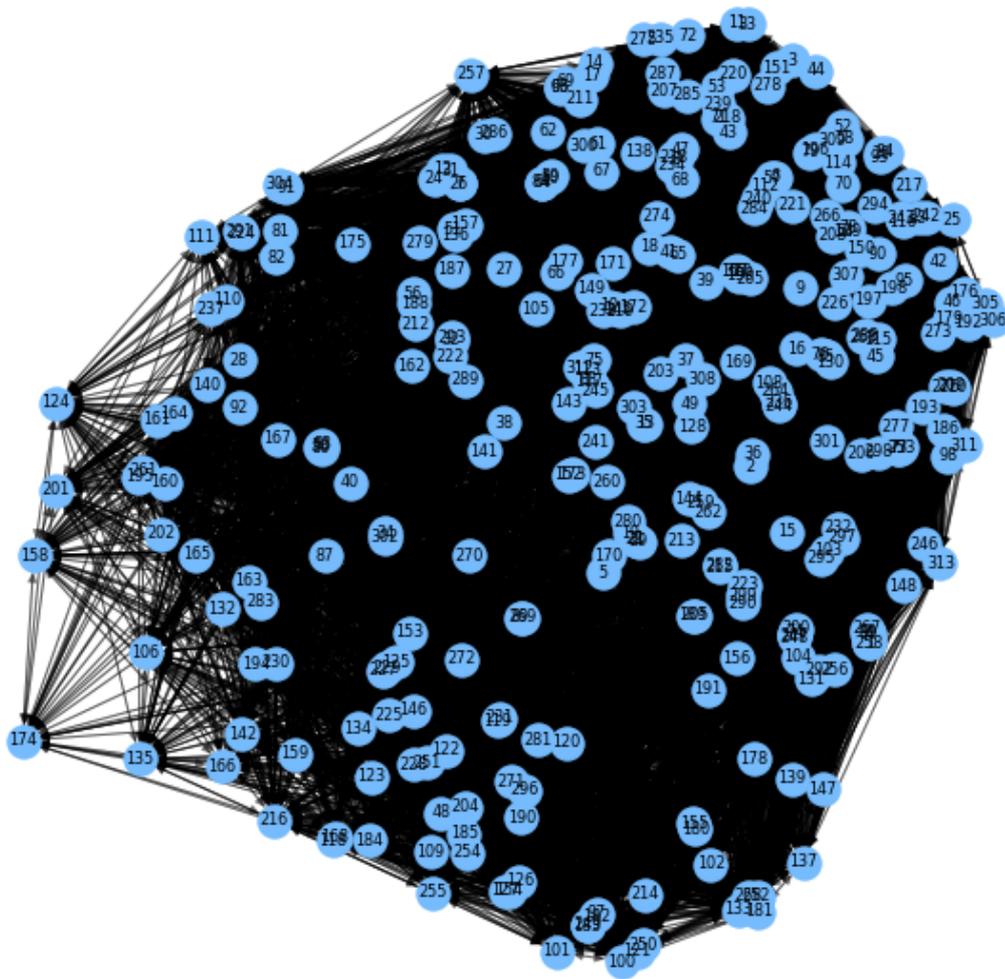
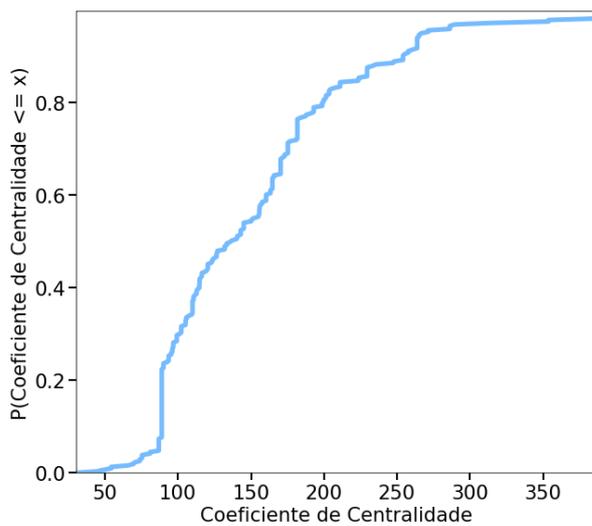
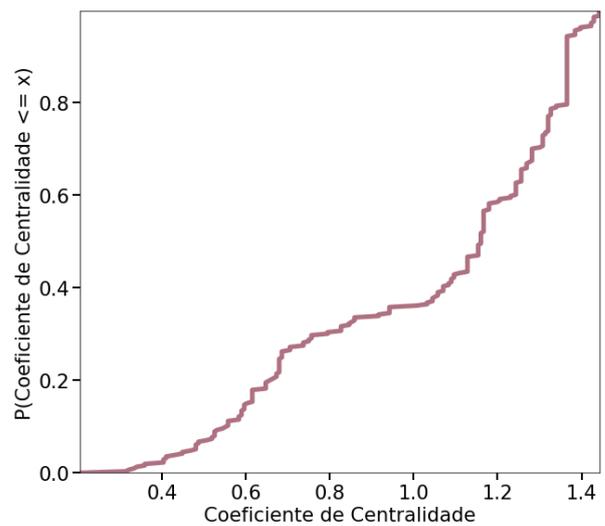


Figura 55 – Grafo dos pares de educação com coeficiente de correlação menores que  $-0,5$  e maiores que  $-0,5$ .



(a) Centralidade por Intermediação



(b) Centralidade por Grau

Figura 56 – CDF da Centralidade para Educação.

Com base nisso, a análise se concentra apenas nos valores de centralidade. Considerando o medida de *betweenness*, os indicadores foram ordenados por ordem decrescente de *betweenness* afim de obter o indicador com o maior valor de centralidade. Foram encontrados seis indicadores que apresentam o mesmo valor de centralidade que era igual a 386,477 e grau do nó igual a 400, os quais são:

- Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Estadual (Ribeirão das Neves);
- Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Privada (Santa Luzia);
- Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Estadual (Betim);
- Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Estadual (Contagem);
- Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Municipal (Nova Lima);
- Taxa de Abandono do Ensino Médio na rede Federal (Santa Luzia).

No que se refere à medida de centralidade por grau, os indicadores também foram ordenados por ordem decrescente de grau para obter o maior valor de centralidade. Identificou-se quatro indicadores que apresentam o valor igual a 1,442 e grau dos nós igual a 450, os quais são:

- Número de Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Municipal (Nova Lima);
- Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Estadual (Ribeirão das Neves);
- Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Municipal (Contagem);
- Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Privada (Betim).

Dos indicadores citados anteriormente, foram selecionados apenas dois, um para cada medida de centralidade, sendo eles o “Número de Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Estadual (Contagem)” e a “Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Municipal (Contagem)”.

## 4.5 Análise Descritiva

Com o objetivo de prever o preço médio de venda de imóveis residenciais nas cidades de Belo Horizonte e Contagem e ainda levando em consideração os indicadores escolhidos nas Seções 4.4 e a Taxa de Juros Selic, Variação do IPCA e o Saque para moradia do FGTS, optou-se por realizar uma regressão linear múltipla.

Conforme Jain (1991), um modelo de regressão linear múltipla permite prever uma variável de resposta  $y$  como um função de  $k$  variáveis preditoras usando o modelo conforme a equação descrita a seguir:

$$y = b_0 + b_1x_1 + \cdots + b_kx_k + e. \quad (4.1)$$

Seja dada uma amostra de  $n$  observações, o modelo em notação vetorial é dado por

$$y = Xb + e, \quad (4.2)$$

ou ainda

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{21} & \cdots & x_{k1} \\ 1 & x_{12} & x_{22} & \cdots & x_{k2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_{1n} & x_{2n} & \cdots & x_{kn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ \vdots \\ b_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_n \end{bmatrix}, \quad (4.3)$$

no qual:

- $y$  é um vetor de coluna de  $n$  valores observados de  $y = y_1 \dots y_n$ , que neste trabalho corresponde ao preço médio dos imóveis residenciais coletados em um determinado mês de um determinado ano;
- $X$  apresenta em sua primeira coluna com valor 1 e, para as demais colunas, cada uma representa uma variável preditora, que neste trabalho correspondem às variáveis que influenciam o preço médio coletadas em um determinado mês de um determinado ano;
- $b$  são os parâmetros estimados da regressão dados pela equação:

$$b = (X^T X)^{-1} X^T y; \quad (4.4)$$

- $e$  é um vetor de coluna de  $n$  termos de erro.

A Soma dos Erros Quadrados (SSE), a Soma dos Quadrados de  $y$  (SSY), a Soma dos Quadrados de  $\bar{y}$  (SS0), a Soma Total dos Quadrados (SST) e a Soma dos Quadrados explicado pela Regressão (SSR) são dados por:

$$SSE = (y^T y - b^T X^T y) \quad (4.5)$$

$$SST = SSY - SS0 \quad (4.8)$$

$$SSY = \sum_{i=1}^n y_i^2 \quad (4.6)$$

$$SS0 = n\bar{y}^2 \quad (4.7)$$

$$SSR = SST - SSE \quad (4.9)$$

O coeficiente de determinação  $R^2$  explica o quão boa é a regressão, de forma que quanto maior o valor de  $R^2$ , melhor é a regressão. Se  $R^2$  for 1, então SSE é zero e os valores preditos pelo modelo são iguais aos observados. Por outro lado, se  $R^2$  for 0, significa que o modelo é tão ruim que não reduz a variância do erro e SSE é igual a SST. O cálculo de  $R^2$  é definido pela equação 4.10 e coeficiente múltiplo de correlação pela equação 4.11.

$$R^2 = \frac{SSR}{SST} = \frac{SST - SSE}{SST} \quad (4.10) \quad R = \sqrt{\frac{SSR}{SST}} \quad (4.11)$$

Em relação aos graus de liberdade, esses são dados por conforme a seguinte relação das somas dos quadrados:

$$SST = SSY - SS0 = SSR + SSE \quad (4.12)$$

$$n - 1 = n - 1 = k + (n - k - 1)$$

O Quadrado Médio da Regressão (MSR) e o Quadrado Médio dos Erros (MSE) são dados pelas equações 4.13 e 4.14.

$$MSR = \frac{SSR}{k} \quad (4.13)$$

$$MSE = \frac{SSE}{n - k - 1} \quad (4.14)$$

O  $F_{test}$  é usado para verificar se SSR é significativamente maior que SSE. Considerando a equação 4.15 e os valores para a distribuição  $F$ , se  $F_{comp}$  for maior que o valor de  $F_{[1-\alpha/2;k;n-k-1]}$ , então as variáveis preditoras são adotadas para explicar uma fração significativa da variação da resposta.

$$F_{comp} = \frac{MSR}{MSE} > F_{[1-\alpha/2;k;n-k-1]}. \quad (4.15)$$

O desvio padrão dos erros ( $S_e$ ) e o desvio padrão dos parâmetros de  $b$  ( $S_{b_j}$ ) são dados pelas equações 4.16 e 4.17, respectivamente, em que  $C_{jj}$  é a  $j$ -ésima termo diagonal de  $C = (X^T X)^{-1}$ .

$$S_e = \sqrt{MSE} \quad (4.16)$$

$$S_{b_j} = S_e \sqrt{C_{jj}} \quad (4.17)$$

Com o objetivo de calcular os intervalos de confiança dos parâmetros da regressão, utilizam-se os desvios padrão dos mesmos e a distribuição  $t$ , dada por  $t_{[1-\alpha/2;n-2]}$ . O intervalo de confiança é calculado por meio da seguinte equação:

$$b_i \pm t_{[1-\alpha/2;n-2]} \times S_{b_i}. \quad (4.18)$$

Caso o intervalo de confiança inclua zero, então o parâmetro da regressão não pode ser considerado diferente de zero no nível de confiança escolhido, que para este trabalho será de 95%. A média prevista de  $m$  observações futuras é dada pela equação:

$$\hat{y}_p = b_0 + b_1x_{1p} + b_2x_{2p} + \dots + b_kx_{kp}, \quad (4.19)$$

e o desvio padrão das predições definido por:

$$S_{\hat{y}_p} = S_e \sqrt{\frac{1}{m} + x_p^T (X^T X)^{-1} x_p}. \quad (4.20)$$

Para verificar se existe o problema da multicolinearidade, é necessário determinar a correlação entre os pares de indicadores selecionados. Se a correlação for alta, então um dos indicadores deve ser eliminado da regressão e o procedimento da regressão deve ser refeito. Caso a significância da regressão tenha uma melhoria considerável, então, aquela correlação está provocando o problema de multicolinearidade. O cálculo da correlação entre os pares é feito aplicando-se a seguinte equação:

$$R_{x_1x_2} = \frac{\sum x_{1i}x_{2i} - n\bar{x}_1\bar{x}_2}{\sqrt{\sum x_{1i}^2 - n\bar{x}_1^2} \sqrt{\sum x_{2i}^2 - n\bar{x}_2^2}}. \quad (4.21)$$

Conforme as etapas explicadas e definidas anteriormente, foram realizados os cálculos para obter o modelo de regressão que possibilitaria prever dos dados de preço médio de venda de Imóveis Residências para as cidades de Contagem e Belo Horizonte. Utilizando a equação 4.3, foi criada a matriz  $X$ , considerando que:

- $x_1$ : Estupro de Vulnerável Tentado (Geral);
- $x_2$ : Lesão Corporal Consumado (Geral);
- $x_3$ : Furto de Residência (Geral);
- $x_4$ : Roubo Consumado (Geral);
- $x_5$ : Homicídio Consumado (Registros) (Nova Lima);
- $x_6$ : Homicídio Consumado (Registros) (Santa Luzia);
- $x_7$ : Taxa de Juros Selic (%);

- $x_8$ : Variação no mês do IPCA (%);
- $x_9$ : Valor Médio dos Saques do FGTS (R\$);
- $x_{10}$ : Número de Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Estadual (Contagem);
- $x_{11}$ : Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Municipal (Contagem).

A matriz  $X$  foi a mesma para as primeiras análises realizadas em Belo Horizonte e Contagem. Os dados foram colocados ordenados pelo período, desse modo, a matriz gerada apresenta dimensão de  $60 \times 11$ , já que são cinco anos de amostras mensais e onze variáveis. Os valores para  $n$  e  $k$  são 60 e 11, respectivamente. Em alguns casos, foi necessário remover alguns dos indicadores para que o modelo tivesse um resultado mais satisfatório, alterando a matriz  $X$  e o valor de  $k$ .

Para todos os índices preditos, a matriz  $y$  é gerada considerando-se as amostras coletadas e assim como a matriz  $X$  os dados estão ordenados pelo período e tem dimensão de  $60 \times 1$ .

Com  $k = 11$  e  $n = 60$ , observou-se que a distribuição  $t$  deve ser substituída pela distribuição  $Z$ . Para obter um nível de confiança de 95% o nível de significância  $\alpha$  deveria ser 0,1. Os valores para a distribuição  $F$  e  $Z_p$  são:

$$F_{[1-0,1/2;11;60-6-1]} = F_{[0,95;11;53]} = 1,9946, \quad (4.22)$$

e

$$Z_p = Z_{[1-0,1/2]} = Z_{0,95} = 1,6449. \quad (4.23)$$

Conforme apresentado no início desta seção e utilizando as variáveis previamente definidas, foram aplicadas as equações de 4.4 a 4.18. Embora os resultados tenham sido satisfatórios, para Belo Horizonte, somente as variáveis  $x_7$ ,  $x_8$ ,  $x_9$  e  $x_{10}$  apresentam intervalos de confiança que não incluem o zero e, para Contagem, somente as variáveis  $x_7$ ,  $x_8$ ,  $x_{10}$  e  $x_{11}$ .

Concluiu-se que as regressões não foram boas para nenhum dos casos. Desta forma, foi aplicado o método *Backward Elimination* (BROWNING, 2018) com objetivo de tentar alcançar um resultado satisfatório. Os melhores valores encontrados para Belo Horizonte e Contagem são mostrados nas Subseções 4.5.1 e 4.5.2, respectivamente.

#### 4.5.1 Regressão Múltipla para Belo Horizonte

Após aplicar o método *Backward Elimination*, os indicadores que melhor definiam a regressão para Belo Horizonte e que foram utilizados para gerar a matriz  $X$  foram:

- $x_1$ : Furto de Residência (Geral);
- $x_2$ : Taxa de Juros Selic (%);
- $x_3$ : Variação no mês do IPCA (%);
- $x_4$ : Valor Médio dos Saques FGTS (R\$);
- $x_5$ : Número de Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Estadual (Contagem).

Conforme a equação 4.4 foram estimados os parâmetros  $b_i$  e o valor é apresentado na equação 4.24. Posto isso, o modelo de regressão gerado é mostrado na equação 4.25.

$$b = \begin{pmatrix} 5733,4147 \\ 0,3553 \\ -480,6056 \\ -154,9154 \\ 0,0277 \\ 298,6462 \end{pmatrix} \quad (4.24)$$

$$y_{BH} = 5733,4147 + 0,3553x_1 - 480,6056x_2 - 154,9154x_3 + 0,0277x_4 + 298,6462x_5 \quad (4.25)$$

Em seguida, foi feita a alocação da variação, calculado os coeficientes de determinação e de correlação múltipla e realizada a análise de variância. Os valores obtidos encontram-se na Tabela 33. Como pode ser observado, a regressão explica 87,19% da variação de  $y_{BH}$ .

Tabela 33 – Análises por etapa da regressão linear múltipla para a Belo Horizonte.

Etapa	Resultado	Equação Base
Alocação de Variação	$SSE = 390660,7226$	4.5
	$SSY = 2489970643,0282$	4.6
	$SS0 = 2486921510,9133$	4.7
	$SST = 3049132,1150$	4.8
	$SSR = 2658471,3924$	4.9
Coeficiente de Determinação	$R^2 = 0,8719$	4.10
Coeficiente de Correlação Múltipla	$R = 0,9337$	4.11
Análise de Variância	$MSR = 531694,2785$	4.13
	$MSE = 7234,4578$	4.14

Considerando a equação 4.15 e que  $k = 5$ , o valor para  $F_{comp}$  encontrado foi 73,4947 e o valor de  $F_{[0,95;4;55]} = 2,3861$ . Como o valor de  $F_{comp}$  é maior do que  $F$ , então a regressão é significativa. Em seguida, avaliou-se o desvio padrão dos erros e dos parâmetros. Os valores foram colocados na Tabela 34.

Tabela 34 – Análises do desvio padrão dos erros e dos parâmetros para Belo Horizonte.

Etapa	Resultado	Equação Base
Desvio padrão dos erros	$Se = 85,0556$	4.16
Desvio padrão dos parâmetros	$S_{b0} = 332,8860$ $S_{b1} = 0,1416$ $S_{b2} = 88,0524$ $S_{b3} = 32,9444$ $S_{b4} = 0,0094$ $S_{b5} = 147,4849$	4.17

Posteriormente, foram calculados os intervalos de confiança dos parâmetros conforme a equação 4.18 e considerando o valor de  $Z$  calculado na equação 4.23 e os valores de  $b$  obtidos mostrados na equação 4.24 e nenhum deles incluem o zero.

Tabela 35 – Análises de intervalos de confiança e correlação entre previsões da segunda tentativa para Belo Horizonte.

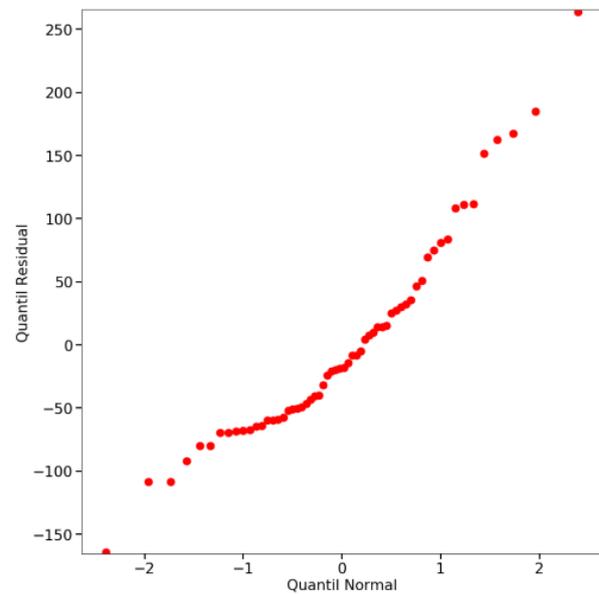
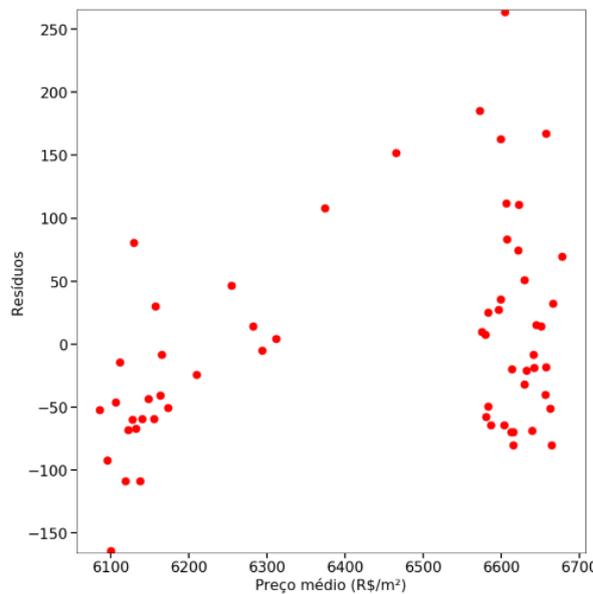
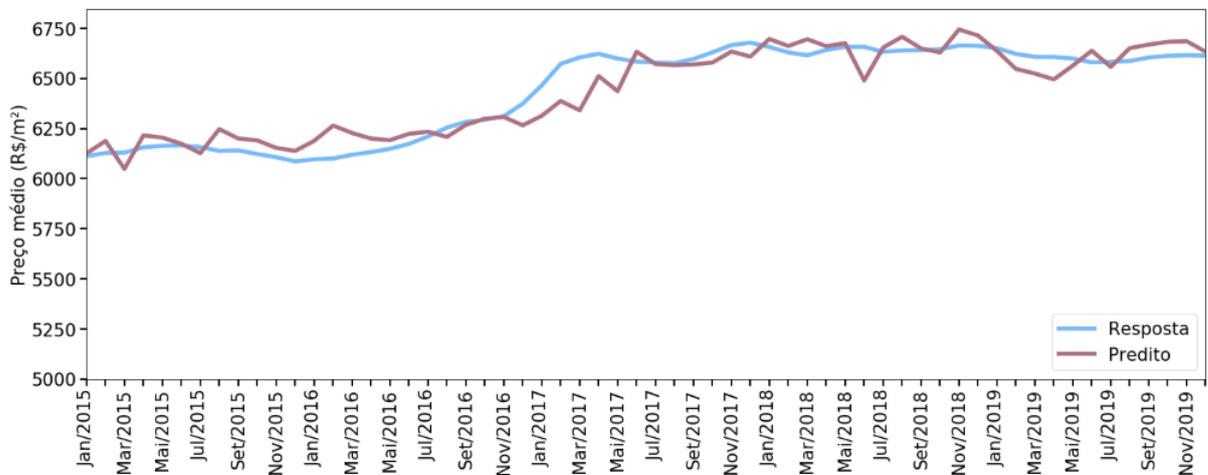
Etapa	Resultado	Equação Base
Intervalo de confiança	$b_0 = (5185, 866065; 6280, 963423)$ $b_1 = (0, 122398; 0, 588187)$ $b_2 = (-625, 438995; -335, 772284)$ $b_3 = (-209, 104149; -100, 726581)$ $b_4 = (0, 012182; 0, 043199)$ $b_5 = (56, 055082; 541, 237367)$	4.18
Correlação entre Preditos	$R_{x_1x_2} = 0,2781$ $R_{x_1x_3} = -0,1209$ $R_{x_1x_4} = -0,2643$ $R_{x_1x_5} = 0,4286$ $R_{x_2x_3} = 0,3009$ $R_{x_2x_4} = -0,8885$ $R_{x_2x_5} = 0,5586$ $R_{x_3x_4} = -0,3813$ $R_{x_3x_5} = 0,1336$ $R_{x_4x_5} = -0,6054$	4.21

Em seguida, de acordo com a equação 4.21, foram calculadas as correlações entre as previsões. Tanto os intervalos de confiança quanto os resultados da correlação podem ser encontrados na Tabela 35. Embora o valor de correlação entre preditos para as variáveis  $x_2$  e  $x_4$  seja relativamente alto, ao remover uma das variáveis, o coeficiente de determinação apresentou uma redução no valor. Após isso, utilizando a equação 4.25 e os dados coletados de Belo Horizonte foi gerado o gráfico de resposta com predito considerando toda a série temporal. Esse gráfico pode ser visto na Figura 57, em que é possível observar que os valores preditos se aproximam dos valores coletados de Preço Médio (R\$/m<sup>2</sup>) para Belo Horizonte. Isso demonstra que o modelo de regressão pode representar aproximadamente o comportamento do valor do preço médio presente no *dataset*.

Para verificar se erros são independentes e normalmente distribuídos, o que valida as premissas da regressão, foi realizado o teste visual, no qual foram gerados os gráficos de dispersão resíduos *versus* respostas e o gráfico Quantil-Quantil Normal dos Resíduos. Esses

gráficos podem ser vistos na Figura 58. Segundo Jain (1991), o gráfico dispersão resíduos *versus* respostas auxilia na verificação da homoscedasticidade, avaliando se a dispersão dos resíduos não aumenta conforme o valor do predito aumenta, ou seja, se o desvio padrão dos erros é constante. Ele também permite avaliar se os erros são independentes, o que descarta a existência de tendências e valida se o modelo utilizado é o adequado. Já o gráfico de Quantil-Quantil Normal dos Resíduos, tem como objetivo verificar se os erros são normalmente distribuídos. Seu critério de validação é verificar se a relação apresentada no gráfico é aproximadamente linear.

Figura 57 – Resposta com Predito para Belo Horizonte.



(a) Resíduos (Erros) x Respostas (Preço Médio). (b) Quantil-Quantil Normal dos Resíduos.

Figura 58 – Teste visual para Belo Horizonte.

Considerando a Figura 58a é possível verificar que não existem tendências visíveis e, portanto, os erros são independentes. Os erros apresentam uma distribuição aproxima-

damente normal, desse modo, validou-se também a premissa do desvio padrão, já que este é aproximadamente constante. Além disso, os resíduos possuem ordem de grandeza menor que a resposta. A Figura 58b valida a premissa de que os erros são normalmente distribuídos, já que os erros em geral seguem a diagonal principal do gráfico.

#### 4.5.2 Regressão Múltipla para Contagem

De forma semelhante ao realizado para Belo Horizonte, após aplicar o método *Backward Elimination* para os dados de Contagem, os indicadores que apresentaram melhor resultado foram:

- $x_1$ : Furto de Residência (Geral);
- $x_2$ : Taxa de Juros Selic (%);
- $x_3$ : Variação no mês do IPCA (%);
- $x_4$ : Valor Médio dos Saques FGTS (R\$);
- $x_5$ : Número. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Estadual (Contagem).

Os valores obtidos dos parâmetros  $b_i$  encontra-se na equação 4.26 e o modelo da regressão é dado pela equação 4.27. Os demais valores podem ser vistos na Tabela 36.

$$b = \begin{pmatrix} 4072,4668 \\ 0,1219 \\ 88,6182 \\ -43,5628 \\ 0,0072 \\ -359,0488 \end{pmatrix} \quad (4.26)$$

$$y_{Contagem} = 4072,4668 + 0,1219x_1 + 88,6182x_2 - 43,5628x_3 + 0,0072x_4 - 359,0488x_5 \quad (4.27)$$

Como pode ser observado na Tabela 36, a regressão explica cerca de 71% da variação de  $y_{Contagem}$ . Nenhum dos intervalos de confiança incluem o zero e a regressão é considerada significativa.

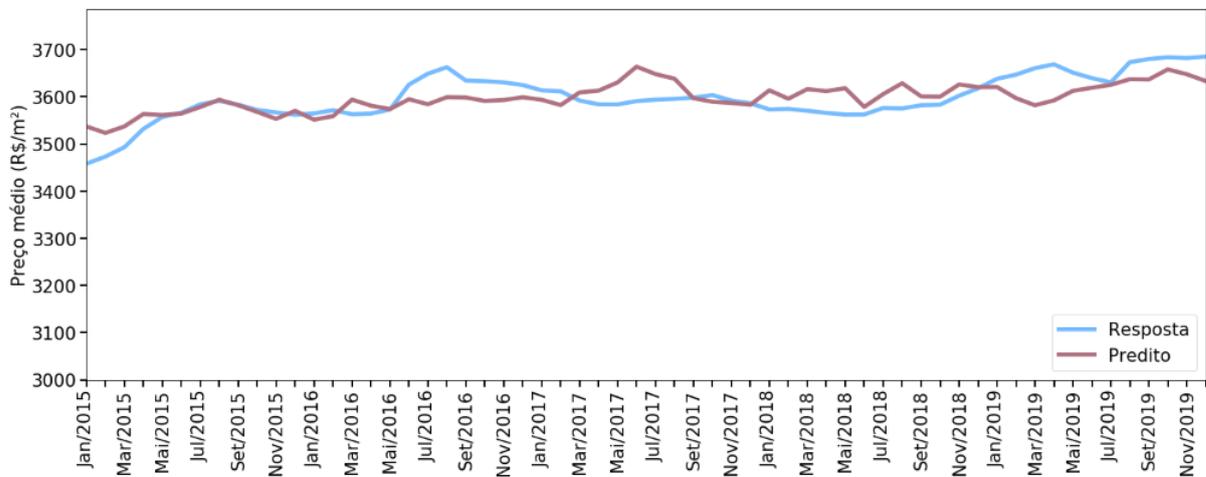
Tabela 36 – Análises por etapa da regressão linear múltipla para Contagem.

Etapa	Resultado	Equação Base
Alocação de Variação	$SSE = 39069,9381$	4.5
	$SSY = 776842220,9377$	4.6

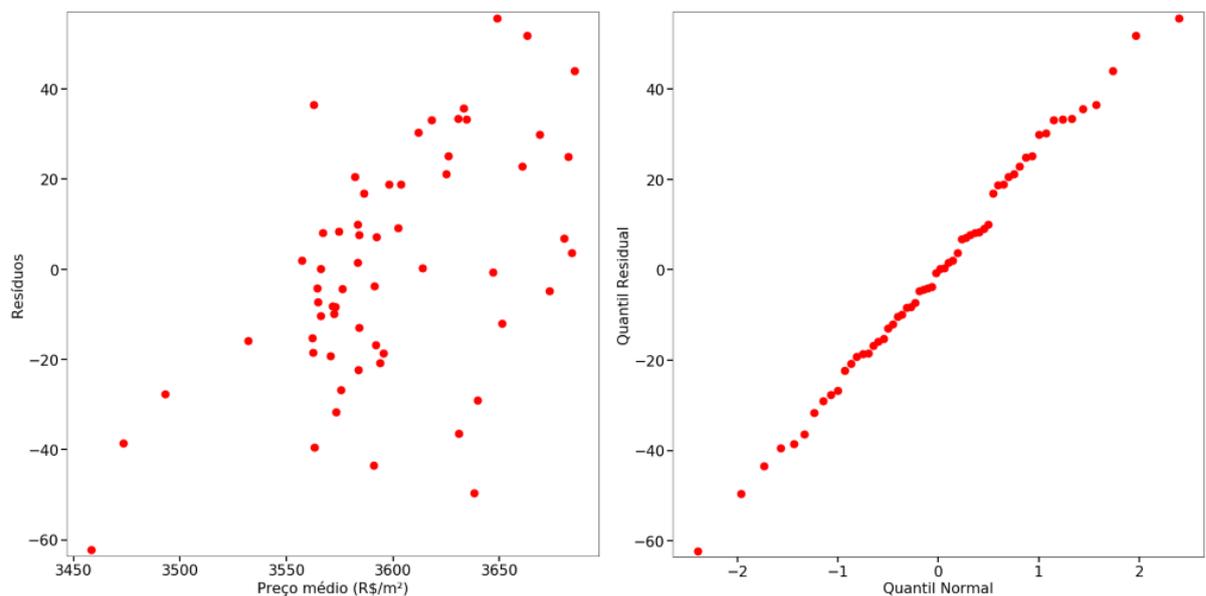
Continuação da Tabela 36		
Etapa	Resultado	Equação Base
Alocação de Variação	$SS0 = 776707403,5148$	4.7
	$SST = 134817,4230$	4.8
	$SSR = 95747,4848$	4.9
Coeficiente de Determinação	$R^2 = 0,7102$	4.10
Coeficiente de Correlação Múltipla	$R = 0,8427$	4.11
Análise de Variância	$MSR = 19149,497$	4.13
	$MSE = 723,5174$	4.14
Significância da Regressão	$F_{comp} = 26,4672$ $F_{[0,95;5;54]} = 2,3861$	4.15
Desvio padrão dos erros	$Se = 26,8983$	4.16
Desvio padrão dos parâmetros	$S_{b0} = 105,273$ $S_{b1} = 0,0448$ $S_{b2} = 27,846$ $S_{b3} = 10,4185$ $S_{b4} = 0,0030$ $S_{b5} = 46,6411$	4.17
Intervalo de confiança	$b_0 = (3899,3082; 4245,6255)$ $b_1 = (0,0482; 0,1956)$ $b_2 = (42,8156; 134,4207)$ $b_3 = (-60,6997; -26,4259)$ $b_4 = (0,0022; 0,0121)$ $b_5 = (-435,7666; -282,3311)$	4.18
Correlação entre Preditos	$R_{x_1x_2} = 0,2781$ $R_{x_1x_3} = -0,1209$ $R_{x_1x_4} = -0,2643$ $R_{x_1x_5} = 0,4286$ $R_{x_2x_3} = 0,3009$ $R_{x_2x_4} = -0,8885$ $R_{x_2x_5} = 0,5586$ $R_{x_3x_4} = -0,3813$ $R_{x_3x_5} = 0,1336$ $R_{x_4x_5} = -0,6054$	4.21

Assim como feito para Belo Horizonte, foi gerado o gráfico das respostas com os valores preditos pela regressão considerando toda a série temporal do preço médio e por meio da equação 4.27 com os dados coletados de Contagem. Esse gráfico é mostrado na Figura 59 e é possível observar que os valores preditos se aproximam dos valores de preço médio (R\$/m<sup>2</sup>) para Contagem.

Figura 59 – Resposta com Predito para Contagem.



Foram gerados os gráficos de dispersão de resíduos *versus* respostas e também o gráfico Quantil-Quantil Normal dos Resíduos, os gráficos são apresentados na Figura 60a e 60b, respectivamente. Assim como aconteceu para Belo Horizonte, todas as premissas da regressão são atendidas, já que não são observadas tendências na Figura 60a. O desvio padrão dos erros é aproximadamente constante e na Figura 60b os erros também se encontram próximos a diagonal principal.



(a) Resíduos (Erros) x Respostas (Preço Médio). (b) Quantil-Quantil Normal dos Resíduos.

Figura 60 – Teste visual para Contagem.

## 4.6 Análise Preditiva

Nesta seção, o objetivo é analisar se os modelos de regressão obtidos nas Seções 4.5.1 e 4.5.2 podem ser utilizados para a realizar uma análise preditiva do preço médio a partir das variáveis selecionadas para a regressão. A análise preditiva consiste em separar a amostra de dados do *dataset* em duas partes, a saber: (a) base de treino; e (b) base de teste. A base de treino é utilizada para geração do modelo de regressão, ou seja, é a partir dessa base que os coeficientes são estimados e a análise de validação do modelo de regressão é realizada. Por sua vez, a base de teste é utilizada para verificar se o modelo de regressão gerado na base de treino é um bom modelo no sentido de prever aproximadamente os valores do preço médio presentes na base de teste a partir das variáveis.

Geralmente, é separado 80% do *dataset* para base de treino e 20% do *dataset* para base de teste e isso corresponde a uma configuração de 48 meses de base de treino e 12 meses de base de teste, essa configuração é definida como configuração (48,12). Além disso, outras configurações foram definidas para realização de experimentos para que seja possível gerar amostras de resultados passíveis de análise estatística significativa. Para isso, foram selecionadas seis configurações diferentes, levando em conta os 60 meses de dados coletados. Para cada configuração é definida a quantidade de meses para base de treino e para base de teste levando em consideração o modelo *Leave-One-Out Cross Validation* (SAMMUT; WEBB, 2010). Esse modelo é um caso do *K-fold* em que seu valor de  $k$  é igual ao número total de dados  $N$ . Conforme explicado por SCHNEIDER isso significa que “ $N$  vezes diferentes, o aproximador de função é treinado em todos os dados, exceto para um ponto e uma previsão é feita para esse ponto”. A escolha deste modelo aconteceu devido a existência de uma dependência temporal da sequência de amostras do *dataset* e, por isso, o procedimento *K-fold* no modelo convencional do *Cross Validation* não pode ser aplicado.

A Tabela 37 mostra as configurações definidas para a realização dos experimentos, nessa tabela são apresentadas as configurações, quantidade de meses das bases de treino e a quantidade de meses das bases de teste, além da quantidade de regressões que foram realizadas para cada configuração.

Tabela 37 – Configurações dos experimentos.

Configuração	Meses de Treino	Meses de Teste	Qtd. de Regressões
(6,1)	6	1	54
(6,3)	6	3	18
(6,6)	6	6	9
(12,1)	12	1	48
(12,3)	12	3	16
(12,6)	12	6	8
(48,12)	48	12	1

Como os dados da variável de educação são anuais, para considerar os dados na

granularidade mensal, foi necessário obter a média para cada mês de cada ano nas análises da Seção 4.5. No entanto, ao se considerar a análise preditiva nesta seção, percebe-se que para algumas configurações os dados resultantes não possuem variação, ou seja, apresentam desvio padrão constante. Isso afeta o modelo de regressão pois fere a premissa de ortogonalidade dos vetores de *features* que representam as variáveis da regressão. Desse modo, a matriz  $X$  torna-se uma matriz singular, i.e. que não apresenta matriz inversa, o que impossibilita a realização dos cálculos para estimar os coeficientes da regressão e dos cálculos da análise de variação. Com isso, para realizar os experimentos foi necessário remover a variável de educação.

O fato das avaliações residuais não conseguirem fornecer informações sobre como a regressão se comportará com dados ainda não conhecidos, levou ao uso do *Leave-One-Out Cross Validation* (SAMMUT; WEBB, 2010). No *Cross Validation* uma parte dos dados é removida antes de realizar o treinamento, e posteriormente são usados para testar a regressão. Considerando que existe uma dependência temporal entre as variáveis o procedimento *K-fold* original não pode ser aplicado e, por isso, o modelo o *Leave-One-Out* é uma opção melhor de acordo com o contexto do problema alvo desta proposta.

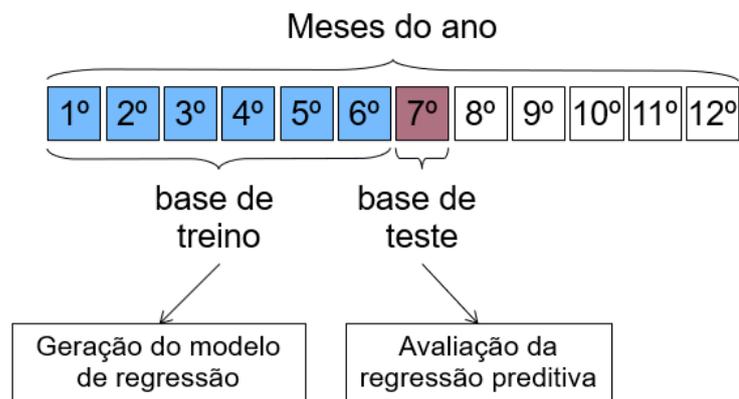


Figura 61 – Configuração dos experimentos.

A Figura 61 mostra um exemplo do funcionamento da aplicação do modelo *Leave-One-Out* para as configurações das bases de treino e das bases de teste. No exemplo apresentado nessa figura, é apresentada a configuração (6,1) na qual é apresentada a forma com que a separação de 6 primeiros meses para base de treino e o 7º mês para a base de teste. Adicionalmente, percebe-se a necessidade da aplicação de uma janela deslizante de maneira que o modelo *Leave-One-Out* possa ser aplicado, pois, conforme pode ser percebido na figura, ainda existem os meses de 8 a 12 para serem testados.

A Figura 62 mostra o comportamento da janela deslizante que se desloca para à direita com o objetivo de realizar o teste para cada mês presente na base de teste. A partir da “2ª Regressão Preditiva”, é possível observar que o deslocamento acontece mês a mês. Esse processo é semelhante para todas as configurações utilizadas, alterando somente o

quanto a janela se desloca, esse deslocamento pode acontecer também 3 em 3 meses ou de 6 em 6 meses de acordo com cada configuração.

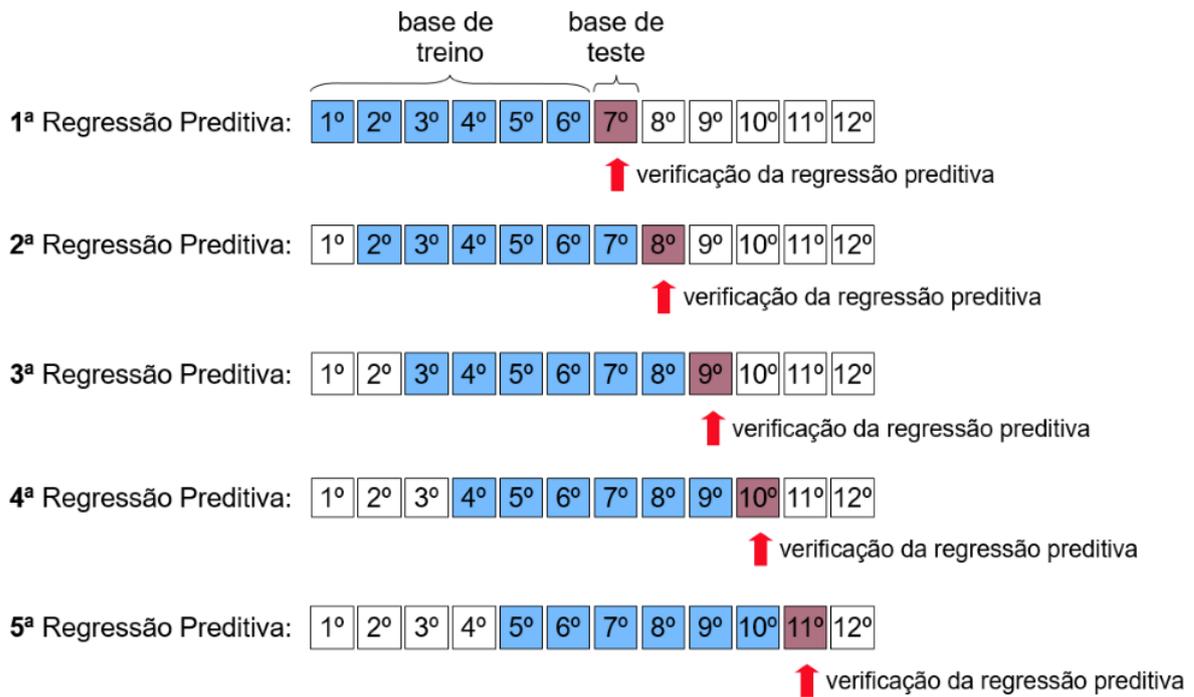


Figura 62 – Janela deslizante da configuração dos experimentos.

#### 4.6.1 Configurações aplicadas em Belo Horizonte

Conforme explicado anteriormente, foram gerados os experimentos para cada configuração da Tabela 37. Para cada configuração foi gerado um gráfico das respostas (preço médio) e os valores preditos, considerando os meses de treino. O primeiro experimento realizado considerou a configuração (48,12). A Figura 63 apresenta o gráfico de respostas e os valores preditos para essa configuração. As curvas apresentam valores bem aproximados e chegam até a se sobreporem entre fevereiro e maio de 2019.

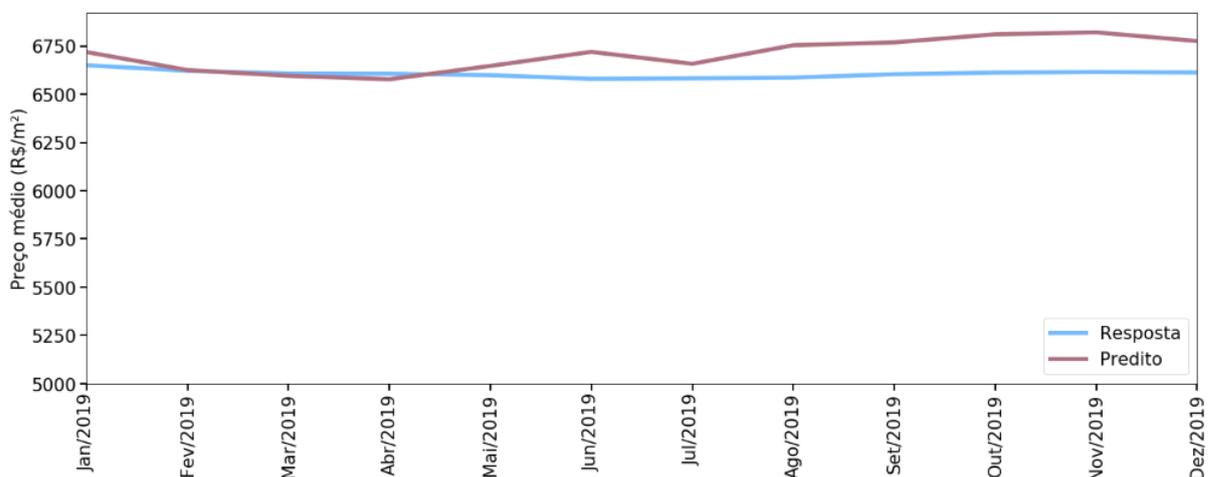
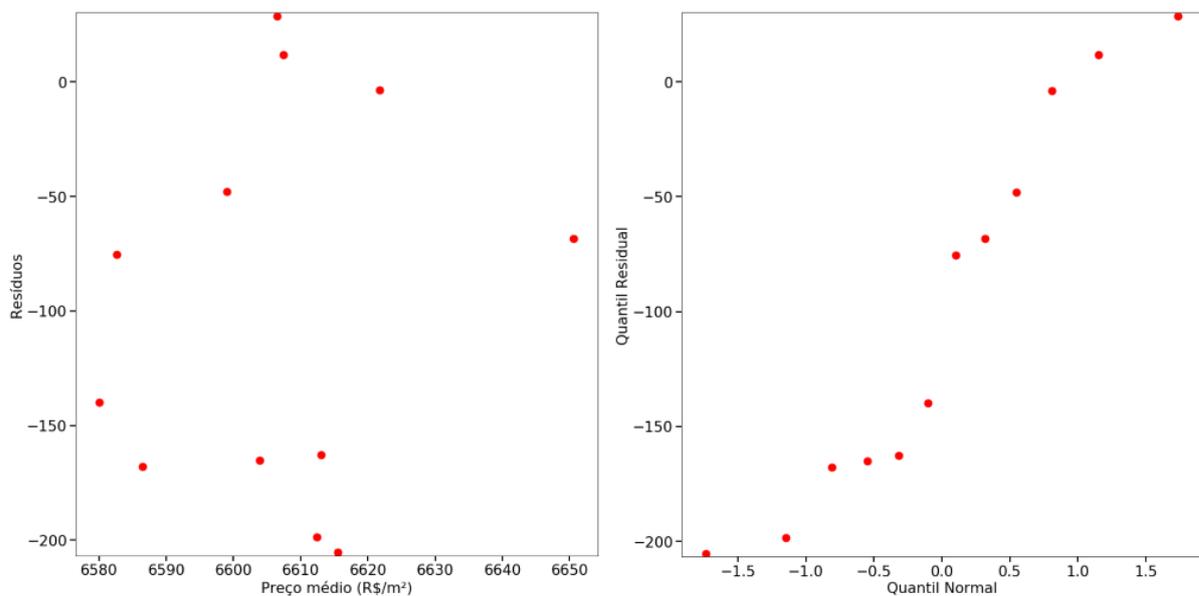


Figura 63 – Resposta com Predito para Belo Horizonte - Configuração (48,12).

Em seguida, gerou-se os gráficos de dispersão de resíduos *versus* respostas e o gráfico Quantil-Quantil Normal dos Resíduos. Esses gráficos podem ser vistos na Figura 64. Não foram observadas tendências no gráfico da Figura 64a e os erros tendem a seguir a diagonal principal, como pode ser visto na Figura 64b.

Os resultados da regressão da configuração (48,12) mostram que a regressão é um modelo aceitável para representar o comportamento da variação do preço médio de imóveis e, portanto, para realizar uma análise preditiva do preço médio.

De forma similar ao realizado para o modelo de análise descritiva, foram analisadas quatro etapas da regressão: os coeficientes de determinação e correlação múltipla, a significância da regressão e o intervalo de confiança. Neste caso, o modelo da configuração (48, 12) explica 87% da variação de  $y$ . Como o valor de  $F_{comp}$  é maior que o valor de  $F$ , então a regressão é significativa. Além disso, os intervalos de confiança não incluem zero. Os valores podem ser vistos na Tabela 38.



(a) Resíduos (erros) x Respostas (preço médio). (b) Quantil-Quantil Normal dos Resíduos.

Figura 64 – Teste visual da configuração (48,12) para Belo Horizonte.

As Figuras 65, 66 e 67 apresentam os gráfico para as configurações (6,1), (6,3) e (6,6), respectivamente. Neles é possível observar que as curvas do valores preditos pela regressão são próximas aos valores das respostas (preço médio), apesar de existirem picos dos valores preditos entre dezembro de 2016 e julho de 2017.

Tabela 38 – Análises para configuração (48,12) para Belo Horizonte

Etapa	Resultado	Equação Base
Coefficiente de Determinação	$R^2 = 0,8738$	4.10
Coefficiente de Correlação Múltipla	$R = 0,9348$	4.11
Significância da Regressão	$F_{comp} = 74,4309$ $F_{[0,95;3;43]} = 2,5888$	4.15
Intervalo de confiança	$b_0 = (5804,9185; 6592,2642)$ $b_1 = (0,0215; 0,5481)$ $b_2 = (-554,0059; -204,8535)$ $b_3 = (-221,4801; -85,5238)$ $b_4 = (0,0203; 0,0624)$	4.18

Analisando os dados das amostras coletadas das variáveis utilizadas para realizar a regressão, observou-se que existe uma variação repentina na amostra dos dados no mesmo período em que os picos acontecem. Por exemplo, em dezembro de 2016, o valor médio de saque do FGTS apresentou um aumento aproximadamente R\$300, quando comparado ao mês anterior. Já para os meses de março de 2017 existe um aumento de cerca de R\$1.000 quando comparado ao mês de dezembro. A diferença é ainda maior quando analisado os meses de junho de 2017, cerca de R\$5.000. A alteração repentina do valor médio do saque de FGTS também pode ser observada na Figura 47. Esses exemplos podem demonstrar o porque o modelo da regressão prevê um pico nesses mesmos períodos, pois, pelos resultados dos coeficientes de determinação que serão apresentados mais a frente nesta subseção, pode-se perceber que o modelo, apesar de apresentar bons resultados, não representa com exatidão de 100% o comportamento dos dados.

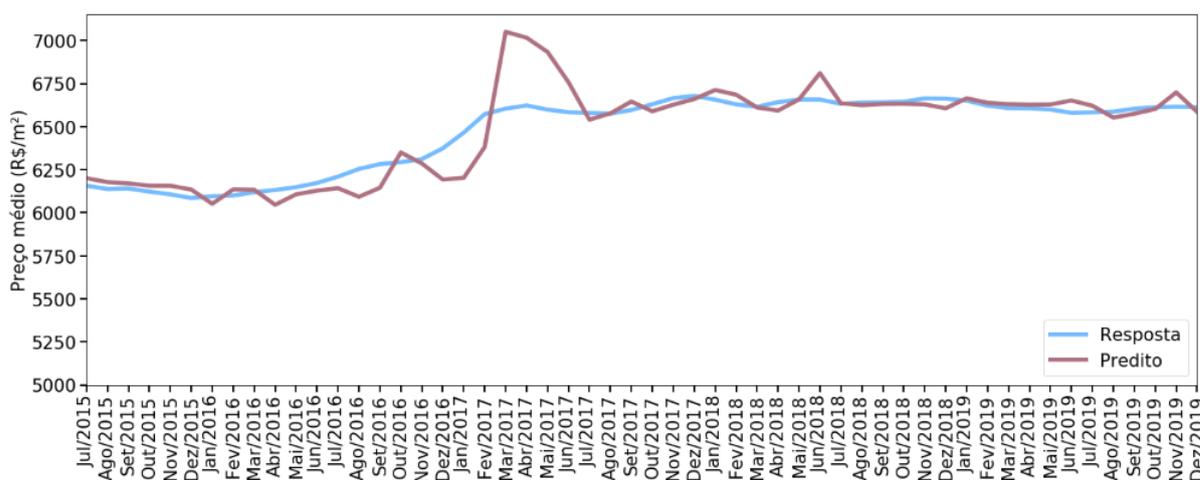


Figura 65 – Resposta com Predito para Belo Horizonte - Configuração (6,1).

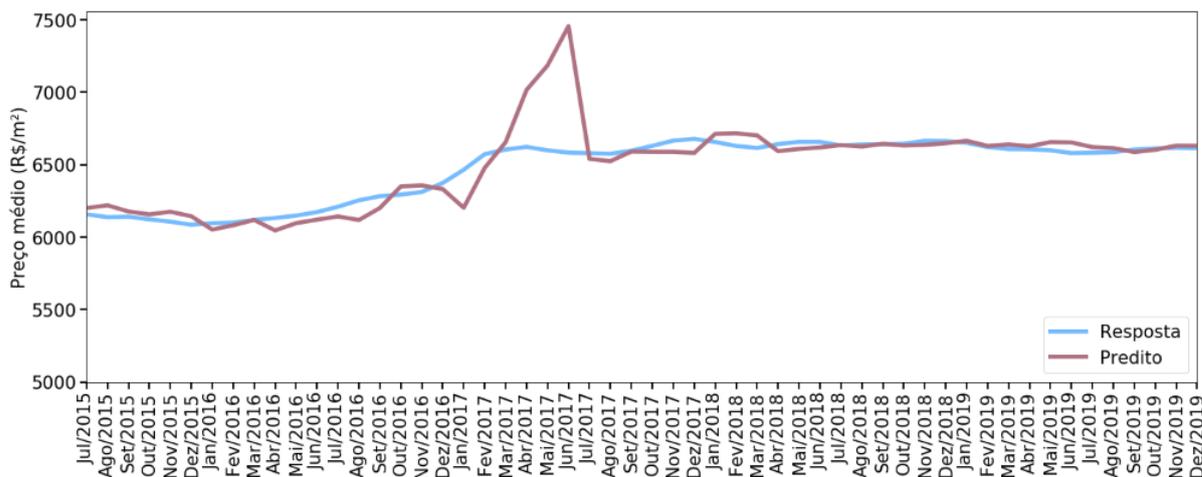


Figura 66 – Resposta com Predito para Belo Horizonte - Configuração (6,3).

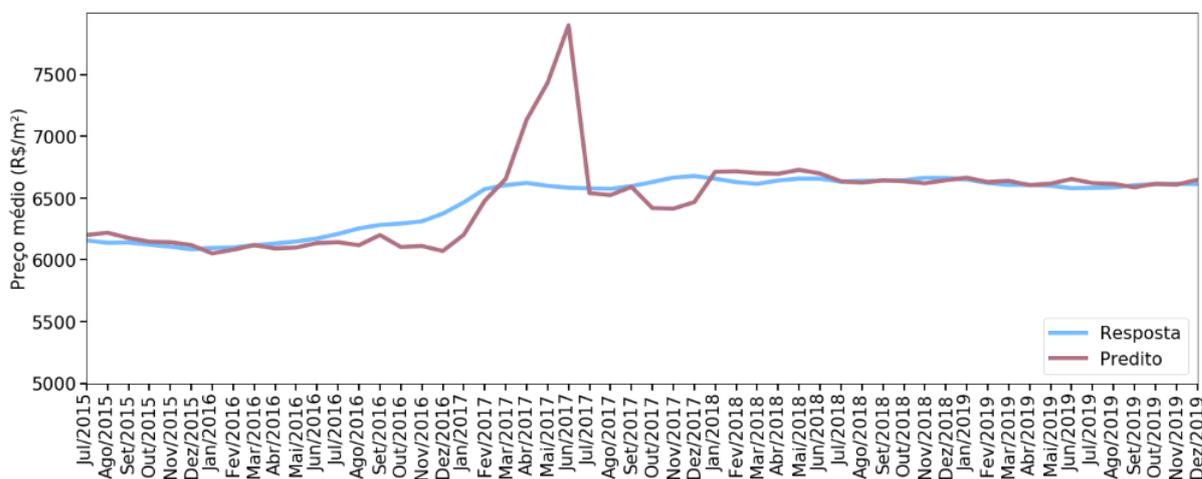


Figura 67 – Resposta com Predito para Belo Horizonte - Configuração (6,6).

Por fim, nas Figuras 68, 69 e 70 é possível observar os resultados dos experimentos realizados para as configurações de 12 meses. A curva dos valores preditos e a curva das respostas (preço médio) estão praticamente se sobrepondo ao longo do tempo. O pico entre março e julho de 2017 presente nas configurações de 6 meses de treino (descritas no parágrafo anterior) também acontece nas configurações de 12 meses.

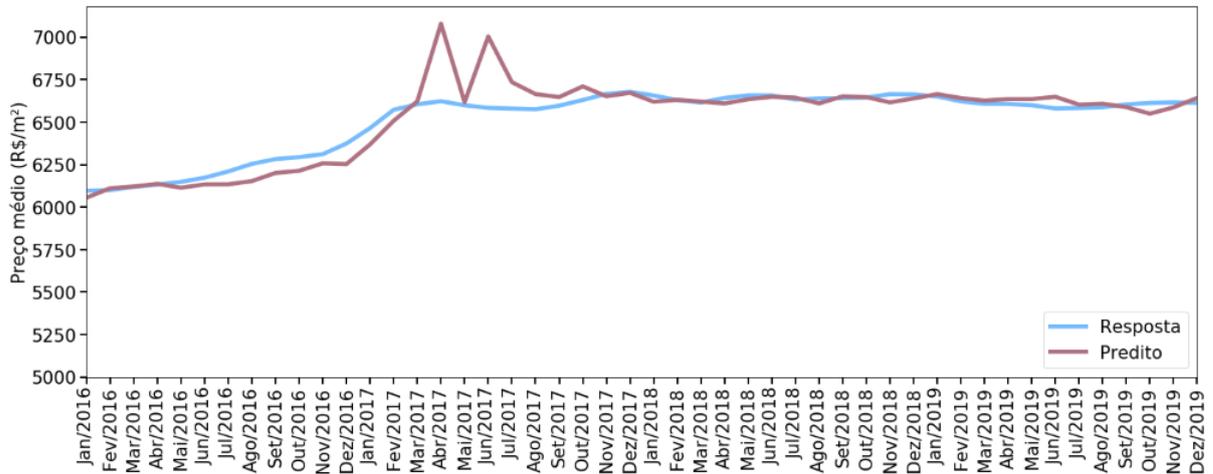


Figura 68 – Resposta com Predito para Belo Horizonte - Configuração (12,1).

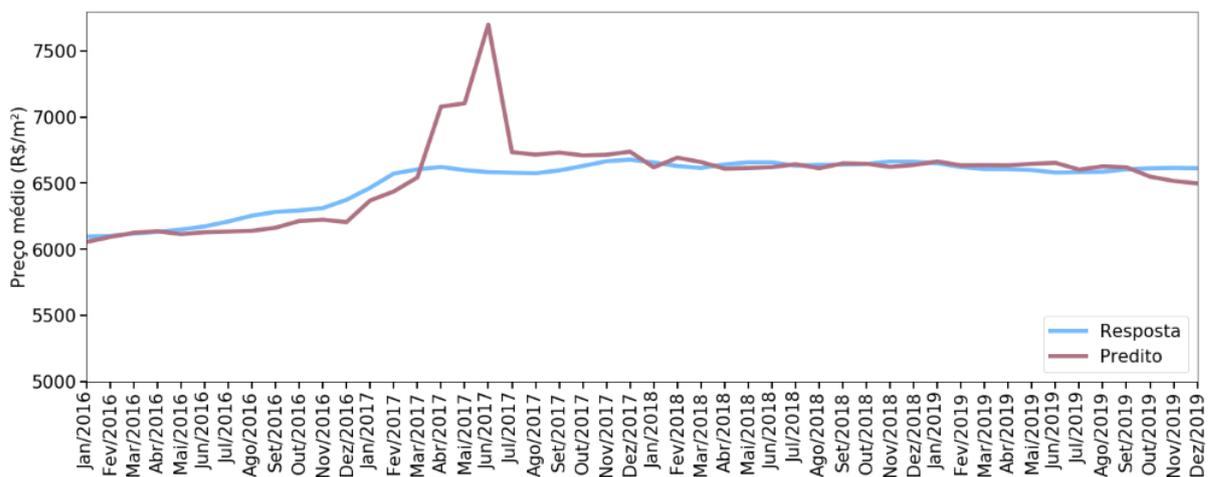


Figura 69 – Resposta com Predito para Belo Horizonte - Configuração (12,3).

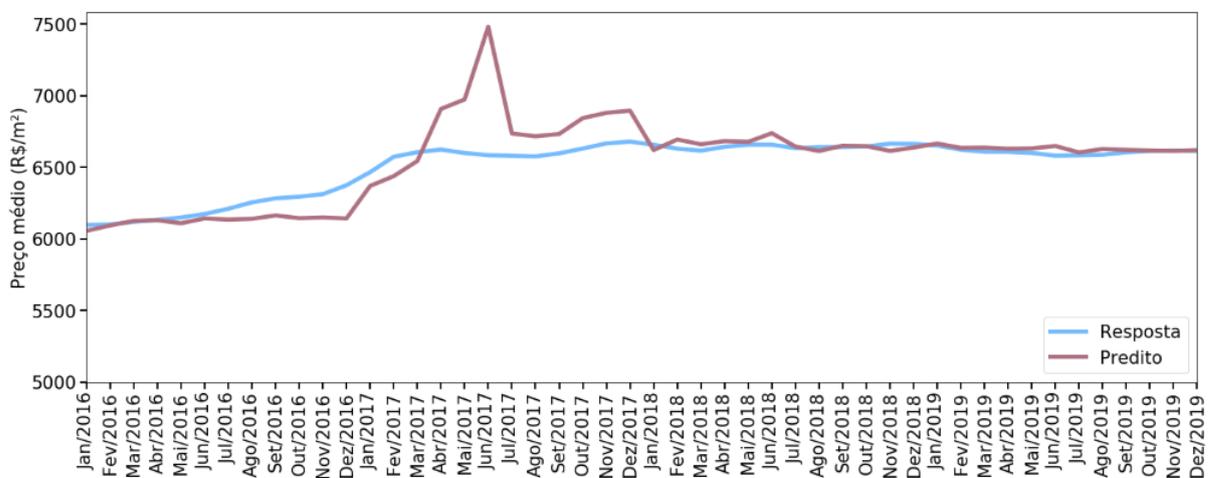


Figura 70 – Resposta com Predito para Belo Horizonte - Configuração (12,6).

Em seguida, foram calculados os valores médios do coeficiente de determinação ( $\bar{R}^2$ ) e do desvio padrão dos erros ( $\bar{S}_e$ ) para todas as configurações. Esses valores médios foram

calculados por meio dos resultados das amostras de todas as regressões de 6 e 12 meses de treino. Para cada um deles, foram computados os intervalos de confiança. Os valores obtidos encontram-se na Tabela 39. Os intervalos de confiança de  $\bar{R}^2$  para as configurações (6,1), (6,3) e (6,6) se sobrepõem e isso demonstra que os modelos de regressão não são significativamente diferentes. Além disso, observou-se também que embora a configuração (6,1) tenha apresentado um valor de  $\bar{R}^2$  menor do que os das outras configurações de 6 meses de treino, seu valor de pico é o menor. Por sua vez, para as configurações com 12 meses de treino, quando comparadas com as demais, foram as que apresentaram os piores resultados, tendo um valor de  $\bar{R}^2$  abaixo de 0,8 e também são significativamente diferentes dos intervalos das configurações de 6 meses de treino, portanto, são inferiores. Sendo assim, a predição pode ser feita utilizando a configuração (6,1) que, nesse caso, se adéqua melhor ao conjunto de amostras do *dataset* e que representa melhor a dinâmica do comportamento do preço médio de imóveis.

Tabela 39 –  $\bar{R}$ ,  $\bar{S}e$  e seus respectivos intervalos por configuração para Belo Horizonte.

Configuração	$\bar{R}^2$	I.C. $\bar{R}^2$	$\bar{S}e$	I.C. $\bar{S}e$
(6,1)	0,8171	(0,7741; 0,8601)	24,0193	(18,3475; 29,6910)
(6,3)	0,8628	(0,8141; 0,9115)	18,9288	(13,4922; 24,3655)
(6,6)	0,8825	(0,8235; 0,9414)	16,8970	(10,4114; 23,3825)
(12,1)	0,6316	(0,5940; 0,6692)	37,3530	(30,9493; 43,7567)
(12,3)	0,6370	(0,5699; 0,7041)	36,2065	(24,8087; 47,6043)
(12,6)	0,6105	(0,5256; 0,6955)	38,3546	(21,1310; 55,5781)
(48,12)	0,8738	–	87,6723	–

#### 4.6.2 Configurações aplicadas em Contagem

Assim como realizado para Belo Horizonte, foram gerados os gráficos dos valores da resposta e dos valores preditos para cada configuração considerando os meses de teste. A Figura 71 apresenta o gráfico das respostas e dos valores preditos para esta a configuração (48,12). As curvas apresentam valores bem aproximados, porém, não chegam a se sobreporem, embora a maior diferença entre as duas curvas seja menor do que R\$200,00.

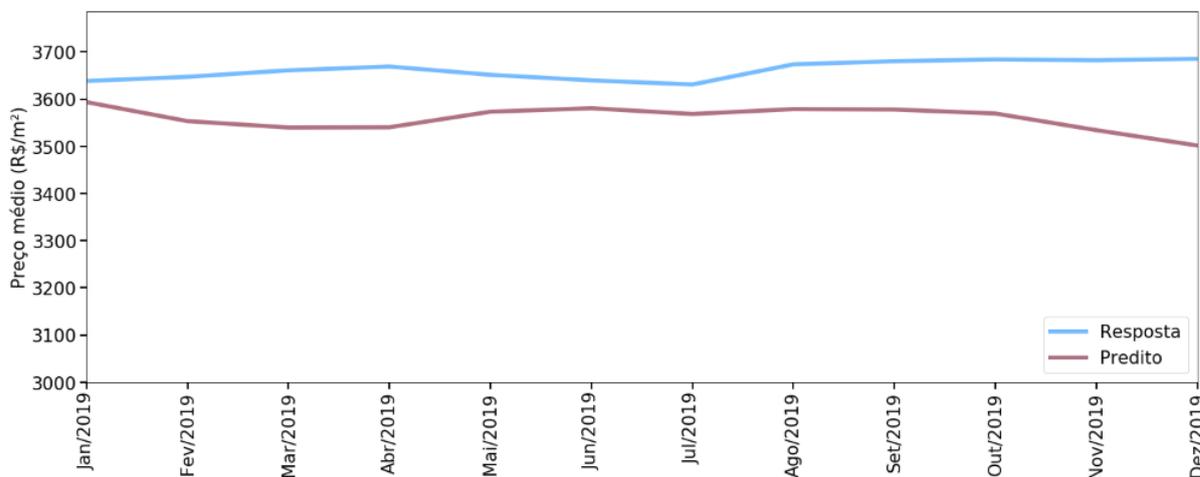
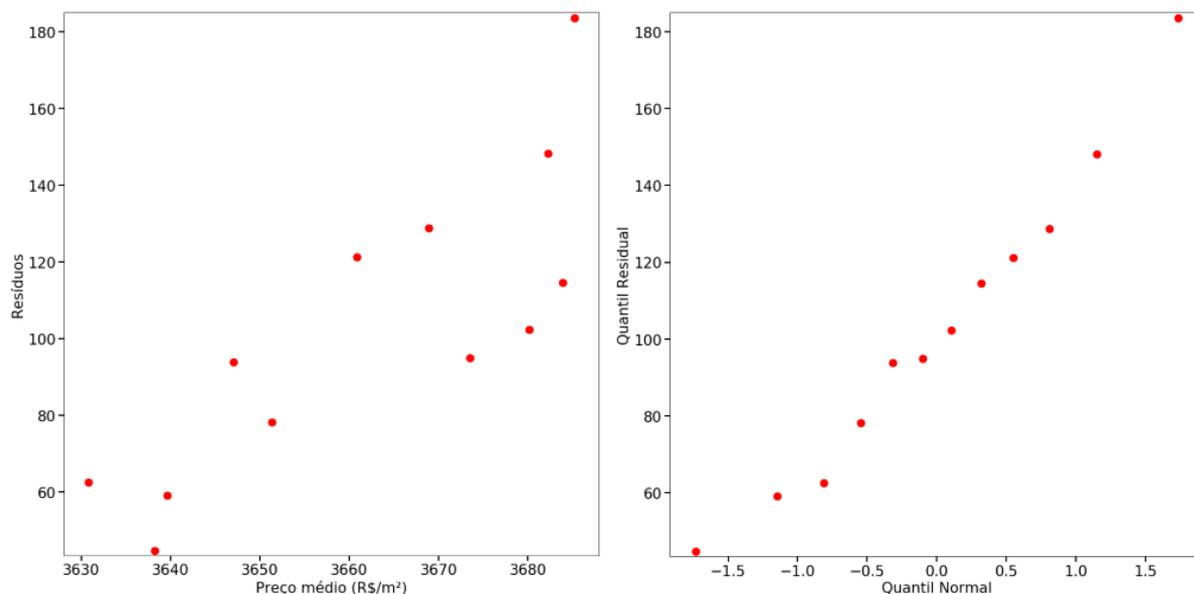


Figura 71 – Resposta com Predito para Contagem - Configuração (48,12).

De forma análoga a Belo Horizonte, foram gerados também os gráficos de dispersão de resíduos *versus* respostas e o Quantil-Quantil Normal dos Resíduos. Esses gráficos podem ser vistos na Figura 72a e 72b, respectivamente. Não foram observadas tendências no gráfico de dispersão da Figura 72a e os erros tendem a seguir a diagonal principal como pode ser visto na Figura 72b.

Os resultados da regressão da configuração (48,12) para a cidade de Contagem mostram que a regressão é um modelo aceitável para representar o comportamento da variação do preço médio de imóveis e, portanto, para realizar uma análise preditiva do preço médio por metro quadrado, apesar de apresentar uma adequação inferior ao modelo de regressão para a cidade de Belo Horizonte.



(a) Resíduos (erros) x Respostas (preço médio). (b) Quantil-Quantil Normal dos Resíduos.

Figura 72 – Teste visual da configuração (48,12) para Contagem.

Para Contagem, também foram analisadas as quatro etapas da regressão. O modelo da configuração (48,12) explica somente 60% da variação de  $y$ . Como o valor de  $F_{comp}$  é maior que o valor de  $F$ , então a regressão foi dada como significativa. Entretanto, o intervalo de confiança da variável  $x_4$  incluiu o zero. Os valores podem ser vistos na Tabela 40.

Tabela 40 – Análises para configuração (48,12) para Contagem.

Etapa	Resultado	Equação Base
Coeficiente de Determinação	$R^2 = 0,6073$	4.10
Coeficiente de Correlação Múltipla	$R = 0,7793$	4.11
Significância da Regressão	$F_{comp} = 16,6257$ $F_{[0,95;3;43]} = 2,5888$	4.15
Intervalo de confiança	$b_0 = (3304, 7113; 3530, 5280)$ $b_1 = (0, 0751; 0, 2261)$ $b_2 = (3, 7361; 103, 8758)$ $b_3 = (-83, 6684; -44, 6752)$ $b_4 = (-0, 0051; 0, 0070)$	4.18

As Figuras 73, 74 e 75 apresentam os gráficos para as configurações (6,1), (6,3) e (6,6), respectivamente. Nesses gráficos é possível observar que as curvas estão bem próximas e chegam a se sobrepor. Diferentemente de como acontece em Belo Horizonte, os gráficos não apresentam picos muito grandes, apesar do resultado de coeficiente de determinação serem inferiores, e, em geral, não persistem nas demais as configurações de 6 meses de treino.

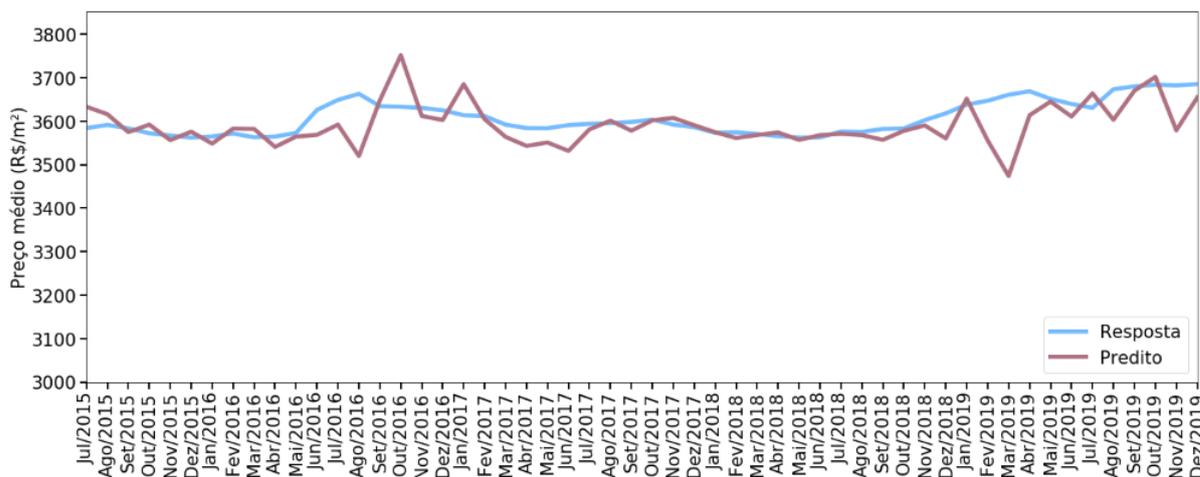


Figura 73 – Resposta com Predito para Contagem - Configuração (6,1).

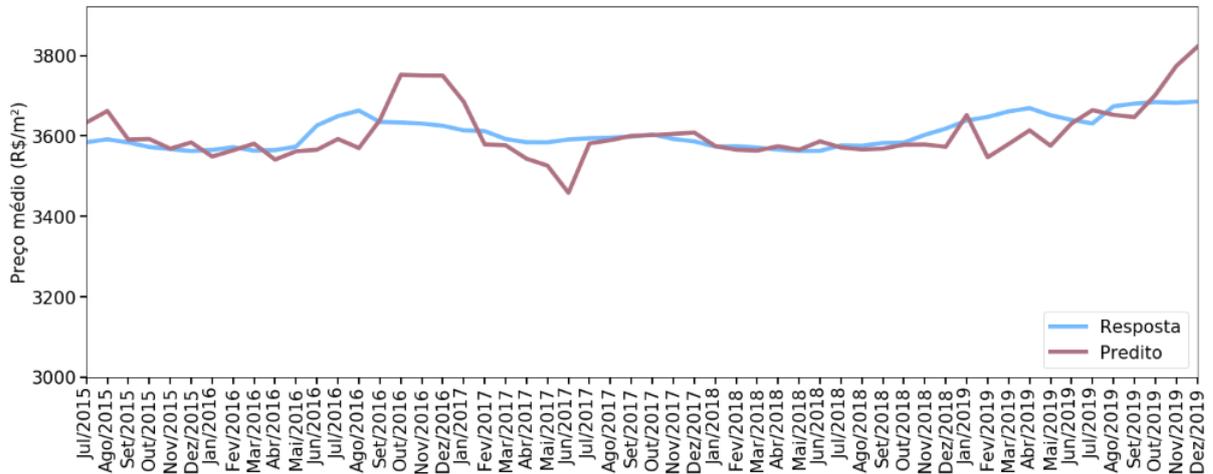


Figura 74 – Resposta com Predito para Contagem - Configuração (6,3).

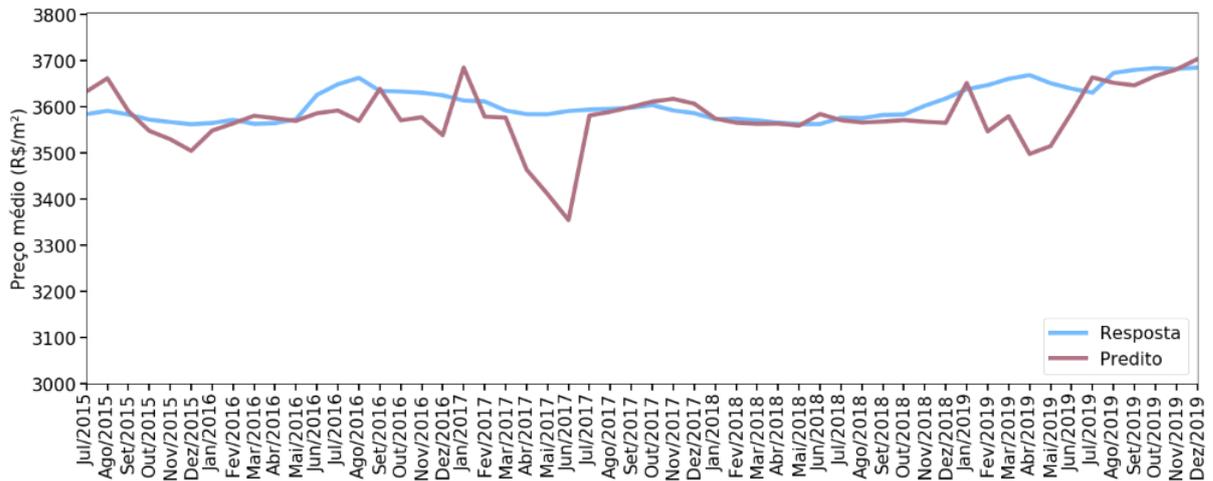


Figura 75 – Resposta com Predito para Contagem - Configuração (6,6).

Por último, nas Figuras 76, 77 e 78 é possível observar os resultados dos experimentos realizados para as configurações de 12 meses. As curvas de valores preditos e das respostas estão consideravelmente próximas nas duas configurações.

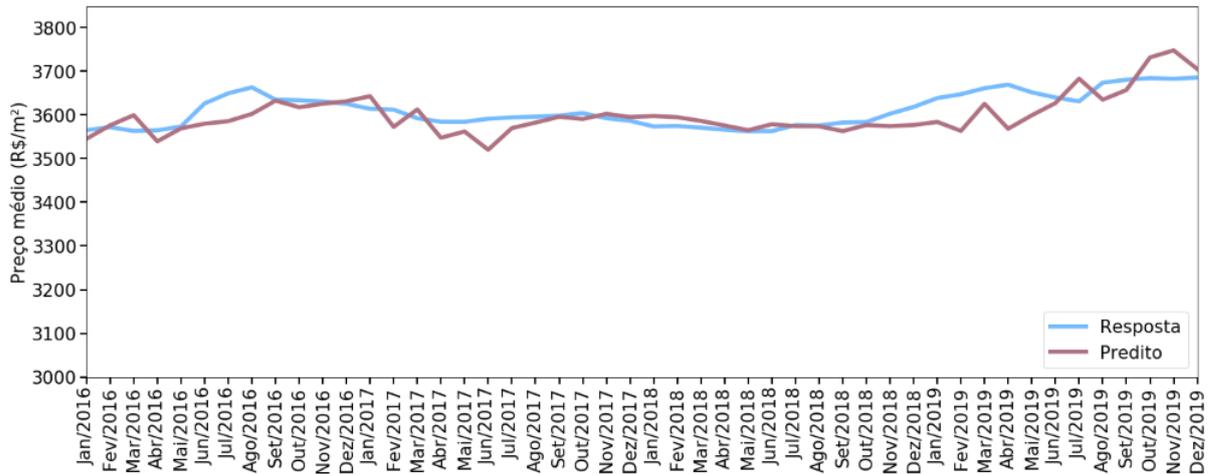


Figura 76 – Resposta com Predito para Contagem - Configuração (12,1).

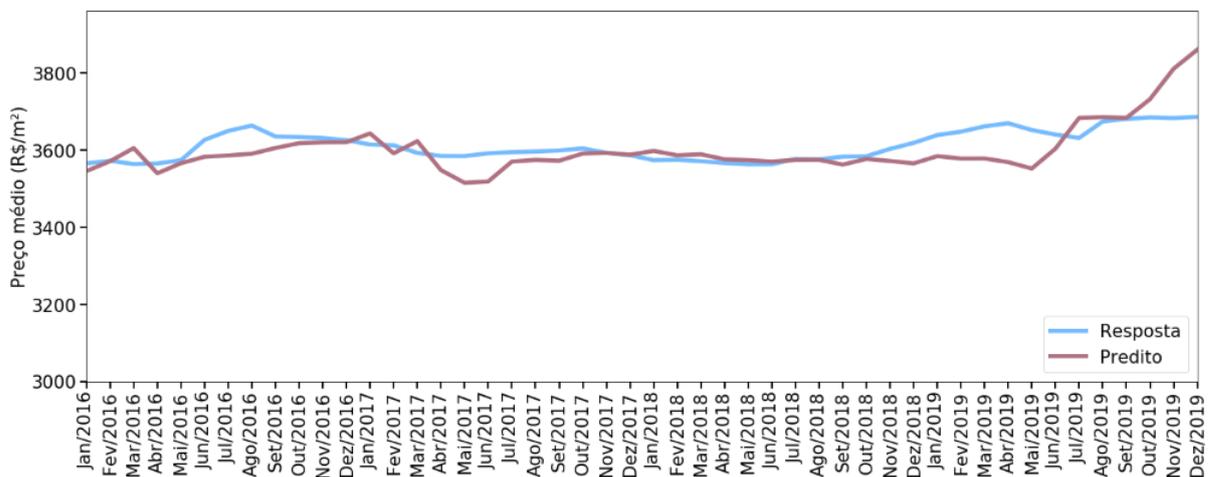


Figura 77 – Resposta com Predito para Contagem - Configuração (12,3).

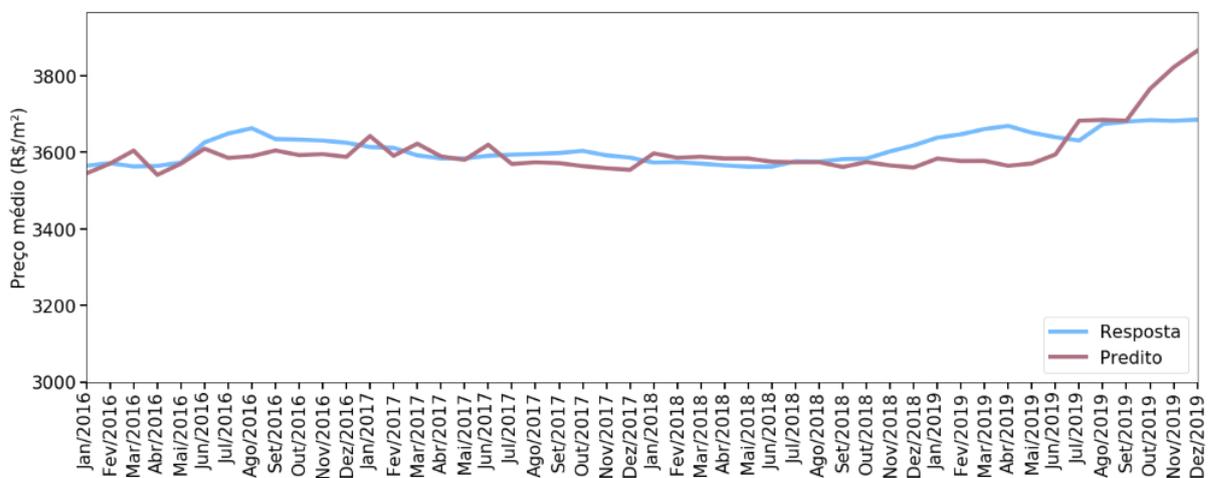


Figura 78 – Resposta com Predito para Contagem - Configuração (12,6).

Também foram calculados os valores médios do coeficiente de determinação ( $\bar{R}^2$ ) e do desvio padrão dos erros ( $\bar{S}e$ ) para todas as configurações (com a mesma metodologia

aplicada para a análise de regressão preditiva para Belo Horizonte). Em seguida, foram determinados os intervalos de confiança para cada um deles. Os valores obtidos se encontram na Tabela 41.

Tabela 41 –  $\bar{R}^2$ ,  $\bar{S}e$  e seus respectivos intervalos por configuração para Contagem.

Configuração	$\bar{R}^2$	I.C. $\bar{R}^2$	$\bar{S}e$	I.C. $\bar{S}e$
(6,1)	0,8753	(0,8389; 0,9118)	10,9737	(7,8853; 14,0621)
(6,3)	0,8729	(0,8214; 0,9243)	10,4069	(6,4366; 14,3772)
(6,6)	0,8796	(0,8141; 0,9451)	9,698	(4,5004; 14,8956)
(12,1)	0,5723	(0,5208; 0,6238)	18,739	(16,2064; 21,2716)
(12,3)	0,6053	(0,5302; 0,6804)	18,1272	(14,3912; 21,8632)
(12,6)	0,6092	(0,4824; 0,7360)	17,788	(12,3797; 23,1963)
(48,12)	0,6073	–	25,1451	–

Ao analisar os intervalos de confiança de  $\bar{R}^2$  para as configurações (6,1), (6,3) e (6,6) foi possível perceber que os intervalos de confiança para essas configurações se sobrepõem e que, por isso, os resultados para elas não são significativamente diferentes, assim como acontece para Belo Horizonte. Entretanto, os resultados obtidos foram tão bons quanto os de Belo Horizonte, apresentando valores de  $\bar{R}^2$  acima de 0,8. As configurações com 12 meses de treino, também foram as que apresentaram os piores resultados, apresentando valores de  $\bar{R}^2$  abaixo de 0,8 para o coeficiente de determinação. De forma similar ao que acontece para Belo Horizonte, a predição pode ser feita utilizando a configuração (6,1), que o é o ideal para esse conjunto de amostras do *dataset*. Os valores ruins obtidos para  $\bar{R}^2$ , nesse caso, podem estar relacionados com a ausência dos dados de educação.

## 4.7 Considerações Gerais

No decorrer deste capítulo foram analisadas e selecionadas as variáveis por meio dos indicadores/índices existentes nas bases de dados para criar um modelo de regressão linear múltipla de maneira que permita prever os valores de preço médio (R\$/ $m^2$ ) de venda de imóveis residenciais. Em um primeiro momento, foram analisados os comportamentos dos dados ao longo do tempo para todos os municípios da RMBH. A análise exploratória foi iniciada com os dados de criminalidade entre os anos de 2012 a 2019. Foram analisados o comportamento de 16 naturezas de crime e 7 alvos, sendo o “Não Especificado” o nome utilizado para monitorar as naturezas de crime que não apresentavam o alvo. Devido a ausência de dados que apresentavam o alvo de crimes entre 2012 e 2014, optou-se por iniciar as próximas análises considerando somente o período a partir de 2015. Com base nas análises realizadas, constatou-se que Belo Horizonte apresentava a maior parcela de representatividade nos dados da RMBH. As naturezas de crimes com maior número de registros eram “Furto Consumado”, “Furto”, “Roubo Consumado” e “Roubo”.

Em seguida, foram analisados o número de matrículas e estabelecimentos e as taxas de rendimentos de educação básica. Foram considerados somente os dados da região urbana, para as etapas de ensino “Ensino Fundamental nos Anos Iniciais”, “Ensino Fundamental nos Anos Finais” e “Ensino Médio” nas redes de “Federal”, “Estadual”, “Municipal” e “Privada”. Detectou-se que os estabelecimentos de rede de ensino do tipo “Federal”, eram os que menos apresentavam número de matrículas e estabelecimentos e que o número de estabelecimentos da rede “Privada” aumentou ao longo dos anos. Em relação a taxa de rendimento, observou-se que a taxa de abandono é maior na rede de ensino “Estadual” e no “Ensino Médio”.

Para a Taxa de Juros Selic, foi observada uma queda nos valores a partir de 2016 e pouca variação a partir de 2018. O IPCA, no entanto, apresentou uma forte oscilação de valores, apresentando picos muito elevados em determinados períodos. Em relação ao saque do FGTS, foi possível notar que, embora a quantidade dos saques tenha diminuído em 2017, o valor aumentou significativamente, fazendo com que os valores médios dos saques fossem muito maiores quando comparados aos períodos de 2015 e 2016.

Ao analisar os dados do preço médio, percebeu-se que não seria possível prosseguir a análise para toda a RMBH, já que a base de coleta dos dados só fornecia informações referentes a Belo Horizonte, Contagem e Betim. Outro problema identificado foi que, para o município de Betim, só existem dados a partir de 2018. Com isso, optou-se por realizar as regressões somente com os dados de preço médio para Belo Horizonte e Contagem. É importante frisar que, os dados coletados anteriormente, considerando toda a RMBH e demais municípios, foram utilizados nos passos seguintes, já que eles poderiam exercer alguma influência nos municípios analisados.

Em seguida, foram realizadas as análises de correlação para os dados de criminalidade e educação com o objetivo de selecionar variáveis para o modelo de regressão linear múltipla por meio dos indicadores existentes nas bases de dados. Para cada um deles foram verificados os coeficientes de correlação entre os pares de variáveis. Após obtidos os pares de índices/indicadores, foram separados os pares que apresentam valor de correlação maiores do que 0,5 e aqueles com valores menores que  $-0,5$ , ou seja, aqueles que são fortemente correlacionados. Posteriormente, foram obtidos os indicadores não repetidos que compunham a lista de pares fortemente correlacionados. Com base nesses indicadores encontrados, foi gerado um grafo por meio da relação de correlação entre os indicadores. A partir dos grupos de componentes fortemente conectados do grafo foram selecionados então os indicadores que melhor representavam os grupos e levando-se em consideração as duas medidas de centralidade do grafo, foi possível selecionar 6 indicadores de criminalidade e 2 de educação básica.

Na etapa de análise descritiva, foram obtidos os modelos de regressão linear múltipla tendo como variável de resposta o preço médio de venda de imóveis residências de Belo

Horizonte e Contagem. Em primeiro lugar, foram considerados como variáveis de influência todos os indicadores escolhidos de criminalidade e educação, além da Taxa de Juros Selic, variação mensal do IPCA e valor médio dos saques de FGTS. Após isso, foi aplicado o método de *Backward Elimination* e identificadas as variáveis que apresentavam os melhores resultados na regressão. Para Belo Horizonte o melhor coeficiente de correlação múltipla encontrado foi 0,9337 e para Contagem o melhor valor obtido foi 0,8427. Os modelos também foram validados em termos do teste  $F$  e dos intervalos de confiança. Para os dois municípios, os valores de teste  $F_{comp}$  foram maiores do que o valor  $F$  tabelado e os intervalos de confiança não incluíam zero. Os resultados obtidos do modelo de regressão foram satisfatórios e então prosseguiu-se para a análise preditiva. Por fim, na análise preditiva considera o método *Leave-One-Out Cross Validation* para realizar os experimentos com uma base de treino e uma base de teste. A predição para Contagem não apresentou valores tão bons quanto os de Belo Horizonte. Com base nos resultados, conclui-se que a configuração de 6 meses de treino e 1 mês de teste é possível realizar a previsão do valor do preço médio de venda do metro quadrado de imóveis residenciais por meio das variáveis selecionadas para o modelo de regressão linear múltipla.

## 5 Conclusões

Tendo em vista os aspectos observados, foi possível identificar índices e indicadores sociais e econômicos que impactam no preço médio do metro quadrado para venda de imóveis residenciais. Foi possível encontrar dois modelos para realizar previsão desses valores nos municípios de Belo Horizonte e Contagem baseado nas variáveis encontradas. As análises permitiram compreender como cada variável pode influenciar no mercado imobiliário e o quão importante é considerar dados sociais para determinar os preços dos imóveis.

Com base nos dados obtidos durante a análise exploratória, foi possível compreender quais as maiores ocorrências de crimes e onde elas acontecem em sua maioria na RMBH, além de poder verificar o que vem acontecendo com a educação ao longo dos anos e o comportamento de indicadores que de alguma forma controlam a economia do país.

Em seguida, por meio de análises de correlação foram obtidas as variáveis de criminalidade e educação. Para tal foram selecionados dois grupos, aqueles com os pares de índices com valores de correlação maiores que 0,5 e outro com valores menores do que  $-0,5$ . Em seguida, encontrou-se os indicadores presentes nestes grupos, foi determinado os valores de centralidade para duas medidas de centralidade e, com base nisso, determinados os indicadores. Além disso, foram verificados nos grupos obtidos quais variáveis fariam mais sentido de serem selecionadas levando em conta os próximos passos e as cidades a serem analisadas.

Considerando os resultados das análises até aquele momento, a regressão linear múltipla foi escolhida para determinar o modelo de predição. A matriz  $X$  da regressão era composta inicialmente por 6 variáveis de criminalidade, 2 variáveis de educação, Taxa de Juros Selic, Variação no mês do IPCA e Valor médio do saque de FGTS. Foram realizados diversos testes até serem encontrados os melhores resultados para cada cidade, ou seja, o modelo que mais explicaria os dados para Belo Horizonte e para Contagem. Para tal, considerou-se os valores de correlação múltipla, o teste F e validou-se os intervalos confiança. Além disso, foram realizados os teste visuais para validar as premissas da regressão. Com os resultados obtidos, as regressões encontradas foram dadas como satisfatórias, o que permitiu seguir para a fase de testes.

Após encontrado os modelos de regressão para os municípios, foi realizada a análise preditiva, onde foram selecionadas sete configurações para realizar treino e teste. Para a configuração (48,12), que usa como treino 80% dos dados e 20% para teste, os resultados obtidos foram satisfatórios para Belo Horizonte e Contagem, embora a configuração (48,12) não tenha sido muito boa para Contagem. Com base nos testes visuais, as premissas da

regressão foram validadas.

Após analisar os resultados obtidos ao aplicar cada configuração em cada município, considerando o método de *Leave-one-out Cross Validation*, percebeu-se que a melhor configuração seria a (6,1), para ambos os casos. Essa definição levou em conta os intervalos de confiança de  $\bar{R}$  e  $\bar{S}_e$  obtidos. Com isso, conclui-se que utilizando um período curto de previsão, ou seja, 6 meses, e considerando apenas um mês de treino é possível realizar a previsão do valor do preço médio do metro quadrado para venda de imóveis residenciais em Belo Horizonte e Contagem.

## 5.1 Limitações do Trabalho

Inicialmente a ideia era utilizar os seis municípios escolhidos para realizar análises individuais durante o processo de análise exploratória. Entretanto, ao tentar coletar dados a respeito dos preços médios dos imóveis, não foram encontradas bases sólidas que consideravam todas estas cidades e embora tenham sido encontrados os dados para Belo Horizonte, Betim e Contagem, o município de Betim não possuía dados para toda a série temporal escolhida. Foi necessário afunilar as análises e direcionar os próximos passos somente para as cidades de Belo Horizonte e Contagem.

Outro ponto, é que como os dados de educação são somente anuais, se fez necessário calcular a média dos valores para cada ano, afim de obter valores mensais. Entretanto ao fazer isso, cria-se uma constância nos valores obtidos mensalmente, impactando diretamente na análise preditiva, onde foi preciso remover os dados de educação para que fosse possível a realização dos testes.

Em relação aos dados de IPCA, embora exista dados municipais, estes estão restritos a poucas cidades, e no caso do estado de Minas Gerais somente existem dados para Belo Horizonte. Por esse motivo, optou-se por utilizar os valores nacionais fornecidos.

## 5.2 Contribuições e Trabalhos Futuros

Neste trabalho foi possível perceber que as áreas de educação, segurança e economia estão ligadas. Com base nas pesquisas realizadas, foi identificado que existe uma relação entre elas e que vale a pena entender como elas influenciam no mercado imobiliário. O mercado imobiliário é só um exemplo de como estas três áreas são representativas, abrindo portas para analisar outros nichos que podem sofrer influências diretas delas.

Além disso, este trabalho permitiu criar um modelo que apresenta resultados bastante significativos para realizar a predição de preço médio do metro quadrado para venda de imóveis em Belo Horizonte e Contagem. Isso pode ajudar o setor imobiliário e a população em tomada de decisões e acompanhamento do mercado.

O próximo passo poderia estar relacionado a automatização da coleta e análise dos dados. Com isso, além dos ganhos relacionados a possibilidade de analisar outros municípios, considerando diferentes plataformas, seria possível construir robôs que permitam uma ampliação da base de dados e a realizar as análises de forma contínua. Além disso, realizar análises considerando as variáveis que apresentam correlação fraca, ou seja, aquelas cujo o coeficiente se encontra no intervalo  $[-0,5; 0,5]$ .

Por fim, seria importante a criação de um ambiente aberto para disponibilizar as análises, permitindo que a população consiga acompanhar as previsões e até mesmo utilizar os dados para auxiliar na tomada de decisões, ou seja, se o momento é adequado ou não para comprar imóveis.

## Referências

- BARREIRA, W. *Era da informação: Tudo ao mesmo tempo agora*. 2016. Disponível em: <<https://super.abril.com.br/tecnologia/era-da-informacao-tudo-ao-mesmo-tempo-agora/>>. Citado na página 27.
- BARUEL, E. O. S.; MACHADO, S. C. de Almeida e S. *Como entender a mudança para 9 anos do Ensino Fundamental?* 2007. Disponível em: <<https://acervo.plannetaeducacao.com.br/portal/artigo.asp?artigo=815>>. Citado na página 29.
- BRASIL. *Constituição da República Federativa do Brasil de 1988*. 2020. Disponível em: <[http://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/constituicao/constituicao.htm](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/constituicao/constituicao.htm)>. Citado na página 28.
- BROWNING, T. Machine learning for predictive performance monitoring. *CMG Journal*, 2018. Citado na página 100.
- CAIXA. *FGTS - Benefícios do Trabalhador*. 2020. Disponível em: <<https://www.caixa.gov.br/beneficios-trabalhador/fgts/Paginas/default.aspx>>. Citado na página 33.
- CAIXA. *FGTS para casa própria*. 2020. Disponível em: <<https://www.caixa.gov.br/voce/habitacao/paginas/utilizacao-fgts.aspx>>. Citado na página 33.
- CVIJIKJ, I. P. et al. Towards a crowdsourcing approach for crime prevention. In: . New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2015. (UbiComp/ISWC'15 Adjunct), p. 1367–1372. ISBN 9781450335751. Disponível em: <<https://doi.org/10.1145/2800835.2800971>>. Citado 2 vezes nas páginas 36 e 42.
- EDUCAÇÃO, T. pela. *Como a educação influencia o desenvolvimento econômico do Brasil?* 2018. Disponível em: <<https://todospelaeducacao.org.br/noticias/como-a-educacao-influencia-o-desenvolvimento-economico-do-brasil/>>. Citado na página 30.
- FARIA Ícaro C. G. *Segurança pública brasileira: responsáveis, números e desafios*. 2019. Disponível em: <<https://www.politize.com.br/seguranca-publica-brasileira-entenda/>>. Citado na página 29.
- GOMES, M. A. *Segurança pública brasileira: desafios e propostas de melhorias*. 2019. Disponível em: <<https://blog.ipog.edu.br/educacao/seguranca-publica/>>. Citado 2 vezes nas páginas 28 e 29.
- HAGBERG, A. A.; SCHULT, D. A.; SWART, P. J. Exploring network structure, dynamics, and function using networkx. In: VAROQUAUX, G.; VAUGHT, T.; MILLMAN, J. (Ed.). *Proceedings of the 7th Python in Science Conference*. Pasadena, CA USA: [s.n.], 2008. p. 11 – 15. Citado na página 91.
- IMOVELWEB. *Economia e mercado imobiliário: fatores que influenciam*. 2017. Disponível em: <<https://www.imovelweb.com.br/noticias/socorretor/mercado/economia-e-mercado-imobiliario-fatores-que-influenciam/>>. Citado na página 35.

- INEP. *Sobre o INEP - Institucional*. 2020. Disponível em: <<http://inep.gov.br/sobre-o-inep>>. Citado na página 30.
- INFOMONEY. *IPCA: Conheça o principal índice brasileiro de inflação*. 2020. Disponível em: <<https://www.infomoney.com.br/guias/ipca/#guia-ipca-o-que-e>>. Citado 2 vezes nas páginas 32 e 33.
- INFOMONEY. *Taxa Selic: O que é, para que serve e como influencia seus investimentos*. 2020. Disponível em: <<https://www.infomoney.com.br/guias/taxa-selic/>>. Citado 2 vezes nas páginas 31 e 32.
- INGAIA. *5 indicadores financeiros que sua imobiliária deve acompanhar*. 2020. Disponível em: <<https://www.ingaia.com.br/5-indicadores-financeiros-que-sua-imobiliaria-deve-acompanhar/>>. Citado na página 32.
- INGAIA. *Corretor de imóveis: 9 fatores que influenciam no valor do imóvel*. 2020. Disponível em: <<https://www.ingaia.com.br/corretor-de-imoveis-9-fatores-que-influenciam-no-valor-do-imovel/>>. Citado na página 34.
- IPEA. *Atlas da Violência 2020 - Principais Resultados*. 2020. Disponível em: <<https://www.ipea.gov.br/atlasviolencia/download/27/atlas-da-violencia-2020-principais-resultados>>. Citado na página 28.
- JAIN, R. *Art of Computer Systems Performance Analysis Techniques For Experimental Design Measurements Simulation And Modeling*. [S.l.]: Wiley Computer Publishing, John Wiley & Sons, Inc., 1991. ISBN 0471503363. Citado 2 vezes nas páginas 97 e 103.
- JUNIOR, F. J. d. L. C.; LEMME, C. F. O impacto da violência criminal urbana no preço dos imóveis residenciais na região da tijuca, cidade do rio de janeiro: um estudo exploratório. *Cadernos EBAPÉ.BR*, Scielo, v. 3, p. 01 – 15, 00 2005. ISSN 1679-3951. Disponível em: <[http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S1679-39512005000300007&nrm=iso](http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1679-39512005000300007&nrm=iso)>. Citado 3 vezes nas páginas 34, 36 e 42.
- LOFT. *O que é IGPM (Índice Geral de Preços do Mercado)?* 2019. Disponível em: <<https://blog.loft.com.br/o-que-e-igpm>>. Citado na página 44.
- NETO, C. *As 25 cidades mais seguras do Brasil em 2020*. 2020. Disponível em: <<https://www.maioresemelhores.com/cidades-seguras-do-brasil-atlas-da-violencia/>>. Citado na página 23.
- PAIXÃO, L. A. R. O impacto da violência no preço dos imóveis comerciais de belo horizonte: uma abordagem hedônica. *Economia Aplicada*, scielo, v. 13, p. 125 – 152, 03 2009. ISSN 1413-8050. Disponível em: <[http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S1413-80502009000100006&nrm=iso](http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1413-80502009000100006&nrm=iso)>. Citado 2 vezes nas páginas 36 e 42.
- PAUXIS, B.; SENA, J. R.; BOSCO, N. *Com juros baixos, mercado imobiliário cresce na pandemia*. 2020. Disponível em: <<https://www.correiobraziliense.com.br/economia/2020/10/4884500-com-juros-baixos-mercado-imobiliario-cresce-na-pandemia.html>>. Citado 3 vezes nas páginas 6, 7 e 23.

- PENA, R. F. A. *Era da Informação*. 201–?. Disponível em: <<https://mundoeducacao.uol.com.br/geografia/era-informacao.htm>>. Citado na página 27.
- QUINTELLA, F. *Juros baixos e negócio seguro esquentam mercado imobiliário*. 2020. Disponível em: <[https://www.em.com.br/app/noticia/economia/2020/08/03/internas\\_economia,1172446/juros-baixos-e-negocio-seguro-esquentam-mercado-imobiliario.shtml](https://www.em.com.br/app/noticia/economia/2020/08/03/internas_economia,1172446/juros-baixos-e-negocio-seguro-esquentam-mercado-imobiliario.shtml)>. Citado na página 31.
- RIBEIRO, C. *Educação no Brasil: 5 principais obstáculos enfrentados pelo sistema educacional*. 2020. Disponível em: <<https://noticiasconcursos.com.br/educacao/educacao-no-brasil-5-principais-obstaculos-do-sistema-educacional/>>. Citado na página 30.
- Leave-one-out cross-validation. In: SAMMUT, C.; WEBB, G. I. (Ed.). *Encyclopedia of Machine Learning*. Boston, MA: Springer US, 2010. p. 600–601. ISBN 978-0-387-30164-8. Disponível em: <[https://doi.org/10.1007/978-0-387-30164-8\\_469](https://doi.org/10.1007/978-0-387-30164-8_469)>. Citado 2 vezes nas páginas 107 e 108.
- SCHNEIDER, J. *Cross Validation*. 1997. Disponível em: <<https://www.cs.cmu.edu/~schneide/tut5/node42.html>>. Citado na página 107.
- SEJUSP. *Transparência da Secretaria de Justiça e Segurança Pública do estado de Minas Gerais*. 2018. Disponível em: <<http://www.seguranca.mg.gov.br/2018-08-22-13-39-06/dados-abertos>>. Citado na página 29.
- SEVERO, R. *Financiamento Imobiliário atrelado ao IPCA: Vale a Pena?* 2020. Disponível em: <<https://www.escoladeinvestidores.com.br/financiamento-imobiliario-atrelado-ao-ipca/>>. Citado na página 33.
- SILVA, G. *Como é formada a Educação Básica brasileira?* 2019. Disponível em: <<https://www.educamaisbrasil.com.br/educacao/escolas/como-e-formada-a-educacao-basica-brasileira>>. Citado 2 vezes nas páginas 29 e 30.
- VENTURA, L. *Mercado imobiliário tem recuperação rápida e previsão de crescimento para 2020*. 2020. Disponível em: <<https://diariodorio.com/mercado-imobiliario-tem-recuperacao-rapida-e-previsao-de-crescimento-para-2020/>>. Citado na página 23.
- VIRTU. *Como a Educação afeta a economia do País*. 2019. Disponível em: <<https://virtunews.com.br/como-a-educacao-afeta-a-economia-do-pais/>>. Citado na página 35.
- WANG, C.; LV, S.; SUO, X. The knowledge map of public safety and health. In: *2015 12th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (FSKD)*. [S.l.: s.n.], 2015. p. 1688–1692. Citado 2 vezes nas páginas 36 e 40.
- WANG, H. et al. Crime rate inference with big data. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, p. 635–644, 2016. Disponível em: <<https://doi.org/10.1145/2939672.2939736>>. Citado 2 vezes nas páginas 36 e 42.

ZOGBI, P. *Novo financiamento imobiliário atrelado ao IPCA tem prós e contras. Entenda*. 2019. Disponível em: <<https://www.infomoney.com.br/consumo/novo-financiamento-imobiliario-atrelado-ao-ipca-tem-pros-e-contras-entenda/>>. Citado na página 33.

ZULLO, J. R. *Saiba quais foram os resultados do mercado imobiliário em 2020*. 2020. Disponível em: <<https://www.jornalcontabil.com.br/saiba-quais-foram-os-resultados-do-mercado-imobiliario-em-2020/>>. Citado na página 23.

# Apêndices

# APÊNDICE A – Análise Exploratória de Criminalidade

## A.1 Tabelas

Nesta seção são mostradas as tabelas referentes aos municípios de Belo Horizonte, Betim, Contagem, Nova Lima, Ribeirão das Neves e Santa Luzia para o período de 2012 a 2019 e todas as tabelas referentes ao período de 2015 a 2019.

### A.1.1 Natureza dos Crimes por município entre 2012 e 2019

Tabela 42 – Análise dos dados de Natureza dos Crimes entre 2012 e 2019 de Belo Horizonte.

Natureza dos Crimes	Total	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Estupro Consumado	2.194,00	274,25	271,00	49,97	0,18
Estupro Tentado	552,00	69,00	65,00	31,86	0,46
Estupro de Vulnerável Consumado	2.694,00	336,75	348,00	44,66	0,13
Estupro de Vulnerável Tentado	224,00	28,00	28,00	5,83	0,21
Extorsão Consumado	5.560,00	695,00	796,50	277,24	0,40
Extorsão Mediante Sequestro Consumado	369,00	46,12	42,00	22,72	0,49
Furto	229.457,00	28.682,12	43.774,50	22.268,41	0,78
Furto Consumado	527.018,00	65.877,25	65.744,00	2.424,12	0,04
Homicídio Consumado (Registros)	4.797,00	599,62	583,50	168,97	0,28
Homicídio Tentado	5.601,00	700,12	734,50	212,50	0,30
Lesão Corporal Consumado	44.276,00	5.534,50	5.305,00	501,67	0,09
Roubo	158.026,00	19.753,25	18.795,00	17.601,15	0,89
Roubo Consumado	256.720,00	32.090,00	31.729,50	9.772,71	0,30
Roubo Tentado	14.692,00	1.836,50	2.011,50	414,34	0,23
Sequestro e Cárcere Privado Consumado	557,00	69,62	70,00	19,72	0,28
Vítima de Homicídio Consumado	4.984,00	623,00	609,50	176,90	0,28

Tabela 43 – Análise dos dados de Natureza dos Crimes entre 2012 e 2019 de Betim.

Natureza dos Crimes	Total	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Estupro Consumado	348,00	43,50	41,50	13,27	0,30
Estupro Tentado	103,00	12,88	11,50	4,99	0,39
Estupro de Vulnerável Consumado	616,00	77,00	71,50	13,09	0,17

Continuação da Tabela 43

Natureza dos Crimes	Total	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Estupro de Vulnerável Tentado	53,00	6,62	5,00	3,74	0,56
Extorsão Consumado	133,00	16,62	17,00	2,64	0,16
Extorsão Mediante Sequestro Consumado	41,00	5,12	4,50	2,76	0,54
Furto	17.284,00	2.160,50	3.260,50	1.682,08	0,78
Furto Consumado	40.794,00	5.099,25	5.112,00	311,72	0,06
Homicídio Consumado (Registros)	1.391,00	173,88	190,00	42,29	0,24
Homicídio Tentado	1.307,00	163,38	178,00	45,28	0,28
Lesão Corporal Consumado	5.805,00	725,62	691,00	91,07	0,13
Roubo	24.787,00	3098,38	3204,00	2682,72	0,87
Roubo Consumado	37.771,00	4.721,38	4.531,00	1.519,77	0,32
Roubo Tentado	1.006,00	125,75	134,00	32,71	0,26
Sequestro e Cárcere Privado Consumado	107,00	13,38	10,00	7,79	0,58
Vítima de Homicídio Consumado	1.455,00	181,88	197,00	42,80	0,24

Tabela 44 – Análise dos dados de Natureza dos Crimes entre 2012 e 2019 de Contagem.

Natureza dos Crimes	Total	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Estupro Consumado	668,00	83,50	73,50	28,64	0,34
Estupro Tentado	192,00	24,00	23,00	8,25	0,34
Estupro de Vulnerável Consumado	802,00	100,25	99,00	25,43	0,25
Estupro de Vulnerável Tentado	73,00	9,12	10,00	2,62	0,29
Extorsão Consumado	392,00	49,00	47,00	10,51	0,21
Extorsão Mediante Sequestro Consumado	80,00	10,00	8,50	6,82	0,68
Furto	40.753,00	5.094,12	7.684,50	3.964,12	0,78
Furto Consumado	91.735,00	11.466,88	11.486,50	697,50	0,06
Homicídio Consumado (Registros)	1.729,00	216,12	236,50	53,90	0,25
Homicídio Tentado	1.820,00	227,50	218,00	61,48	0,27
Lesão Corporal Consumado	8.805,00	1.100,62	1.075,00	138,91	0,13
Roubo	51.385,00	6.423,12	7.230,50	5.410,26	0,84
Roubo Consumado	80.458,00	10.057,25	9.813,50	2.633,65	0,26
Roubo Tentado	2.961,00	370,12	374,50	83,30	0,23
Sequestro e Cárcere Privado Consumado	178,00	22,25	23,00	6,28	0,28
Vítima de Homicídio Consumado	1.796,00	224,50	247,00	56,59	0,25

Tabela 45 – Análise dos dados de Natureza dos Crimes entre 2012 e 2019 de Nova Lima.

<b>Natureza dos Crimes</b>	<b>Total</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Estupro Consumado	84,00	10,50	10,00	4,44	0,42
Estupro Tentado	36,00	4,50	5,00	2,92	0,65
Estupro de Vulnerável Consumado	99,00	12,38	13,00	2,64	0,21
Estupro de Vulnerável Tentado	13,00	1,62	1,00	1,80	1,11
Extorsão Consumado	59,00	7,38	5,50	5,45	0,74
Extorsão Mediante Sequestro Consumado	5,00	0,62	0,50	0,70	1,11
Furto	4.740,00	592,50	809,50	470,19	0,79
Furto Consumado	12.889,00	1.611,12	1.690,00	163,27	0,10
Homicídio Consumado (Registros)	97,00	12,12	10,00	3,62	0,30
Homicídio Tentado	208,00	26,00	25,00	5,63	0,22
Lesão Corporal Consumado	2.055,00	256,88	259,50	26,32	0,10
Roubo	1.754,00	219,25	230,50	192,59	0,88
Roubo Consumado	2.825,00	353,12	362,50	120,39	0,34
Roubo Tentado	183,00	22,88	23,00	8,70	0,38
Sequestro e Cárcere Privado Consumado	25,00	3,12	3,50	1,05	0,34
Vítima de Homicídio Consumado	100,00	12,50	10,50	3,91	0,31

Tabela 46 – Análise dos dados de Natureza dos Crimes entre 2012 e 2019 de Ribeirão das Neves.

<b>Natureza dos Crimes</b>	<b>Total</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Estupro Consumado	361,00	45,12	41,50	11,72	0,26
Estupro Tentado	94,00	11,75	11,00	3,53	0,30
Estupro de Vulnerável Consumado	501,00	62,62	64,00	9,91	0,16
Estupro de Vulnerável Tentado	59,00	7,38	6,50	3,71	0,50
Extorsão Consumado	209,00	26,12	15,50	21,20	0,81
Extorsão Mediante Sequestro Consumado	12,00	1,50	1,00	1,50	1,00
Furto	11.371,00	1.421,38	2.093,00	1.108,18	0,78
Furto Consumado	22.845,00	2.855,62	2.791,50	261,52	0,09
Homicídio Consumado (Registros)	1.007,00	125,88	120,50	28,51	0,23
Homicídio Tentado	961,00	120,12	138,00	30,73	0,26
Lesão Corporal Consumado	5.147,00	643,38	638,50	79,02	0,12
Roubo	10.718,00	1.339,75	1.689,50	1.102,48	0,82
Roubo Consumado	14.476,00	1.809,50	1.828,50	751,78	0,42
Roubo Tentado	443,00	55,38	50,50	21,60	0,39
Sequestro e Cárcere Privado Consumado	41,00	5,12	4,00	3,41	0,66
Vítima de Homicídio Consumado	1.047,00	130,88	123,00	29,58	0,23

Tabela 47 – Análise dos dados de Natureza dos Crimes entre 2012 e 2019 de Santa Luzia.

Natureza dos Crimes	Total	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Estupro Consumado	142,00	17,75	18,00	3,34	0,19
Estupro Tentado	52,00	6,50	6,00	2,69	0,41
Estupro de Vulnerável Consumado	339,00	42,38	42,00	8,90	0,21
Estupro de Vulnerável Tentado	27,00	3,38	3,00	1,41	0,42
Extorsão Consumado	196,00	24,50	23,50	15,01	0,61
Extorsão Mediante Sequestro Consumado	4,00	0,50	0,50	0,50	1,00
Furto	8.360,00	1.045,00	1.577,50	812,49	0,78
Furto Consumado	17.072,00	2.134,00	2.199,50	275,64	0,13
Homicídio Consumado (Registros)	540,00	67,50	63,50	19,47	0,29
Homicídio Tentado	535,00	66,88	76,00	25,44	0,38
Lesão Corporal Consumado	3.979,00	497,38	500,50	44,73	0,09
Roubo	6.009,00	751,12	780,00	657,52	0,88
Roubo Consumado	8.949,00	1.118,62	1.024,50	404,21	0,36
Roubo Tentado	387,00	48,38	42,50	18,63	0,39
Sequestro e Cárcere Privado Consumado	44,00	5,50	5,50	3,64	0,66
Vítima de Homicídio Consumado	562,00	70,25	65,00	21,29	0,30

### A.1.2 Alvos dos Crimes por município entre 2012 e 2019

Tabela 48 – Análise dos dados de Alvos dos Crimes entre 2012 e 2019 de Belo Horizonte.

Alvo dos Crimes	Total	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Cargas	552,00	69,00	75,50	60,63	0,88
Estabelecimento Comercial	68.646,00	8.580,75	12.680,00	6.694,90	0,78
Residência	35.234,00	4.404,25	6.533,00	3.432,94	0,78
Transeunte	197.812,00	24.726,50	31.820,50	19.935,55	0,81
Transporte Coletivo	20.877,00	2.609,62	3.671,50	2.049,43	0,79
Veículos	64.362,00	8.045,25	9.237,00	6.701,78	0,83
Não Especificado	870.238,00	108.779,75	107.814,00	10.182,95	0,09

Tabela 49 – Análise dos dados de Alvos dos Crimes entre 2012 e 2019 de Betim.

Alvo dos Crimes	Total	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Cargas	181,00	22,62	32,00	17,85	0,79
Estabelecimento Comercial	6.490,00	811,25	1.005,00	659,38	0,81
Residência	5.486,00	685,75	1.035,50	532,85	0,78
Transeunte	19.493,00	2.436,62	2.936,50	2.004,29	0,82
Transporte Coletivo	1.586,00	198,25	196,00	188,16	0,95

Continuação da Tabela 49					
Alvo dos Crimes	Total	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Veículos	8.835,00	1.104,38	1.278,50	914,20	0,83
Não Especificado	90.930,00	11.366,25	11.498,50	1.749,04	0,15

Tabela 50 – Análise dos dados de Alvos dos Crimes entre 2012 e 2019 de Contagem.

Alvo dos Crimes	Total	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Cargas	524,00	65,50	73,00	58,17	0,89
Estabelecimento Comercial	16.187,00	2.023,38	2.685,50	1.624,09	0,80
Residência	8.420,00	1.052,50	1.575,50	822,03	0,78
Transeunte	38.673,00	4.834,12	6.209,00	3.903,15	0,81
Transporte Coletivo	3.886,00	485,75	536,50	424,20	0,87
Veículos	24.448,00	3.056,00	4.014,50	2.463,37	0,81
Não Especificado	191.689,00	23.961,12	23.842,00	3.193,86	0,13

Tabela 51 – Análise dos dados de Alvos dos Crimes entre 2012 e 2019 de Nova Lima.

Alvo dos Crimes	Total	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Cargas	60,00	7,50	6,00	7,12	0,95
Estabelecimento Comercial	1.589,00	198,62	263,00	158,32	0,80
Residência	1.880,00	235,00	302,50	189,06	0,80
Transeunte	1.800,00	225,00	284,00	184,15	0,82
Transporte Coletivo	166,00	20,75	22,50	19,29	0,93
Veículos	999,00	124,88	136,00	107,41	0,86
Não Especificado	18.678,00	2.334,75	2.385,50	276,35	0,12

Tabela 52 – Análise dos dados de Alvos dos Crimes entre 2012 e 2019 de Ribeirão das Neves.

Alvo dos Crimes	Total	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Cargas	187,00	23,38	27,50	19,51	0,83
Estabelecimento Comercial	3.103,00	387,88	472,50	320,96	0,83
Residência	4.417,00	552,12	825,00	429,47	0,78
Transeunte	9.932,00	1.241,50	1.622,00	996,28	0,80
Transporte Coletivo	1.422,00	177,75	210,50	148,96	0,84
Veículos	3.028,00	378,50	482,00	308,05	0,81
Não Especificado	47.203,00	5.900,38	5.759,50	972,92	0,16

Tabela 53 – Análise dos dados de Alvos dos Crimes entre 2012 e 2019 de Santa Luzia.

Alvo dos Crimes	Total	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Cargas	64,00	8,00	10,00	6,65	0,83
Estabelecimento Comercial	2.531,00	316,38	410,50	256,67	0,81
Residência	3.074,00	384,25	559,50	300,82	0,78
Transeunte	6.355,00	794,38	1.009,00	648,94	0,82
Transporte Coletivo	575,00	71,88	99,00	57,90	0,81
Veículos	1.770,00	221,25	297,50	176,60	0,80
Não Especificado	32.828,00	4.103,50	3.957,50	635,55	0,15

### A.1.3 Natureza dos Crimes entre 2015 e 2019

Tabela 54 – Análise de todos os registros da RMBH por Natureza dos Crimes entre 2015 e 2019.

Natureza dos Crimes	Total	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Estupro Consumado	2.648,00	529,60	547,00	51,91	0,10
Estupro Tentado	641,00	128,20	133,00	30,94	0,24
Estupro de Vulnerável Consumado	4.383,00	876,60	906,00	89,17	0,10
Estupro de Vulnerável Tentado	357,00	71,40	65,00	12,99	0,18
Extorsão Consumado	3.700,00	740,00	667,00	318,95	0,43
Extorsão Mediante Sequestro Consumado	238,00	47,60	41,00	13,28	0,28
Furto	355.234,00	71.046,80	72.393,00	3.081,63	0,04
Furto Consumado	518.268,00	103.653,60	104.993,00	2.915,20	0,03
Homicídio Consumado (Registros)	6.648,00	1.329,60	1.408,00	268,70	0,20
Homicídio Tentado	6.906,00	1.381,20	1.416,00	343,14	0,25
Lesão Corporal Consumado	52.775,00	10.555,00	10.656,00	276,19	0,03
Roubo	27.6086,00	55.217,20	63.852,00	17.256,86	0,31
Roubo Consumado	296.350,00	59.270,00	68.399,00	17.929,49	0,30
Roubo Tentado	13.279,00	2.655,80	3.050,00	741,89	0,28
Sequestro e Cárcere Privado Consumado	597,00	119,40	133,00	23,31	0,20
Vítima de Homicídio Consumado	6924,00	1384,80	1468,00	279,49	0,20

### A.1.4 Natureza dos Crimes por município entre 2015 e 2019

Tabela 55 – Análise dos dados de Natureza dos Crimes entre 2015 e 2019 de Belo Horizonte.

Natureza dos Crimes	Total	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Estupro Consumado	1.275,00	255,00	271,00	36,73	0,14
Estupro Tentado	246,00	49,20	51,00	16,28	0,33

Continuação da Tabela 55

Natureza dos Crimes	Total	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Estupro de Vulnerável Consumado	1.798,00	359,60	360,00	36,51	0,10
Estupro de Vulnerável Tentado	124,00	24,80	25,00	3,87	0,16
Extorsão Consumado	2.793,00	558,60	496,00	259,04	0,46
Extorsão Mediante Sequestro Consumado	152,00	30,40	31,00	10,82	0,36
Furto	229.457,00	45.891,40	45.927,00	1.911,36	0,04
Furto Consumado	336.326,00	67.265,20	67.267,00	1.931,12	0,03
Homicídio Consumado (Registros)	2.431,00	486,20	532,00	102,23	0,21
Homicídio Tentado	2.843,00	568,60	592,00	154,46	0,27
Lesão Corporal Consumado	26.025,00	5.205,00	5.225,00	129,25	0,02
Roubo	158.026,00	31.605,20	36.351,00	11.004,43	0,35
Roubo Consumado	170.087,00	34.017,40	39.140,00	11.404,09	0,34
Roubo Tentado	8.999,00	1.799,80	2.093,00	505,38	0,28
Sequestro e Cárcere Privado Consumado	300,00	60,00	69,00	14,55	0,24
Vítima de Homicídio Consumado	2.524,00	504,80	549,00	108,31	0,21

Tabela 56 – Análise dos dados de Natureza dos Crimes entre 2015 e 2019 de Betim.

Natureza dos Crimes	Total	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Estupro Consumado	190,00	38,00	41,00	7,92	0,21
Estupro Tentado	47,00	9,40	10,00	2,42	0,26
Estupro de Vulnerável Consumado	416,00	83,20	77,00	12,40	0,15
Estupro de Vulnerável Tentado	32,00	6,40	5,00	3,38	0,53
Extorsão Consumado	88,00	17,60	18,00	2,65	0,15
Extorsão Mediante Sequestro Consumado	22,00	4,40	4,00	1,62	0,37
Furto	17.284,00	3.456,80	3.443,00	214,45	0,06
Furto Consumado	25.187,00	5.037,40	5.110,00	303,03	0,06
Homicídio Consumado (Registros)	801,00	160,20	179,00	47,96	0,30
Homicídio Tentado	707,00	141,40	168,00	43,88	0,31
Lesão Corporal Consumado	3.305,00	661,00	655,00	28,37	0,04
Roubo	24.787,00	4.957,40	5.727,00	1.516,32	0,31
Roubo Consumado	26.252,00	5.250,40	6.070,00	1.546,86	0,29
Roubo Tentado	618,00	123,60	137,00	38,91	0,31
Sequestro e Cárcere Privado Consumado	39,00	7,80	7,00	1,94	0,25
Vítima de Homicídio Consumado	844,00	168,80	190,00	49,07	0,29

Tabela 57 – Análise dos dados de Natureza dos Crimes entre 2015 e 2019 de Contagem.

<b>Natureza dos Crimes</b>	<b>Total</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Estupro Consumado	351,00	70,20	72,00	7,25	0,10
Estupro Tentado	104,00	20,80	19,00	5,71	0,27
Estupro de Vulnerável Consumado	566,00	113,20	127,00	21,79	0,19
Estupro de Vulnerável Tentado	41,00	8,20	7,00	2,79	0,34
Extorsão Consumado	237,00	47,40	47,00	11,74	0,25
Extorsão Mediante Sequestro Consumado	26,00	5,20	4,00	2,79	0,54
Furto	40.753,00	8.150,60	8.172,00	480,27	0,06
Furto Consumado	58.086,00	11.617,20	11.576,00	772,55	0,07
Homicídio Consumado (Registros)	938,00	187,60	185,00	46,85	0,25
Homicídio Tentado	928,00	185,60	192,00	36,94	0,20
Lesão Corporal Consumado	5.053,00	1.010,60	990,00	74,13	0,07
Roubo	51.385,00	10.277,00	11.920,00	2.688,34	0,26
Roubo Consumado	54.576,00	10.915,20	12.638,00	2.806,59	0,26
Roubo Tentado	1.901,00	380,20	434,00	101,20	0,27
Sequestro e Cárcere Privado Consumado	92,00	18,40	18,00	4,63	0,25
Vítima de Homicídio Consumado	980,00	196,00	193,00	51,42	0,26

Tabela 58 – Análise dos dados de Natureza dos Crimes entre 2015 e 2019 de Nova Lima.

<b>Natureza dos Crimes</b>	<b>Total</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Estupro Consumado	45,00	9,00	10,00	1,67	0,19
Estupro Tentado	17,00	3,40	5,00	1,96	0,58
Estupro de Vulnerável Consumado	65,00	13,00	13,00	2,53	0,19
Estupro de Vulnerável Tentado	8,00	1,60	1,00	1,85	1,16
Extorsão Consumado	46,00	9,20	7,00	6,14	0,67
Extorsão Mediante Sequestro Consumado	2,00	0,40	0,00	0,49	1,22
Furto	4.740,00	948,00	964,00	129,26	0,14
Furto Consumado	7.876,00	1.575,20	1.715,00	193,53	0,12
Homicídio Consumado (Registros)	61,00	12,20	10,00	4,02	0,33
Homicídio Tentado	132,00	26,40	25,00	5,78	0,22
Lesão Corporal Consumado	1.252,00	250,40	242,00	30,43	0,12
Roubo	1.754,00	350,80	387,00	114,89	0,33
Roubo Consumado	1956,00	391,20	449,00	127,29	0,33
Roubo Tentado	136,00	27,20	28,00	8,28	0,30
Sequestro e Cárcere Privado Consumado	14,00	2,80	3,00	1,17	0,42
Vítima de Homicídio Consumado	63,00	12,60	10,00	4,50	0,36

Tabela 59 – Análise dos dados de Natureza dos Crimes entre 2015 e 2019 de Ribeirão das Neves.

<b>Natureza dos Crimes</b>	<b>Total</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Estupro Consumado	199,00	39,80	39,00	5,27	0,13
Estupro Tentado	62,00	12,40	11,00	3,83	0,31
Estupro de Vulnerável Consumado	333,00	66,60	66,00	9,20	0,14
Estupro de Vulnerável Tentado	44,00	8,80	8,00	3,71	0,42
Extorsão Consumado	74,00	14,80	15,00	5,34	0,36
Extorsão Mediante Sequestro Consumado	9,00	1,80	1,00	1,72	0,96
Furto	11.371,00	2.274,20	2.309,00	159,40	0,07
Furto Consumado	14.986,00	2.997,20	3.002,00	230,72	0,08
Homicídio Consumado (Registros)	572,00	114,40	105,00	26,48	0,23
Homicídio Tentado	537,00	107,40	117,00	32,68	0,30
Lesão Corporal Consumado	3.250,00	650,00	677,00	87,34	0,13
Roubo	10.718,00	2.143,60	1.963,00	470,76	0,22
Roubo Consumado	11.517,00	2.303,40	2.145,00	481,96	0,21
Roubo Tentado	317,00	63,40	57,00	22,23	0,35
Sequestro e Cárcere Privado Consumado	20,00	4,00	4,00	0,63	0,16
Vítima de Homicídio Consumado	597,00	119,40	109,00	27,27	0,23

Tabela 60 – Análise dos dados de Natureza dos Crimes entre 2015 e 2019 de Santa Luzia.

<b>Natureza dos Crimes</b>	<b>Total</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Estupro Consumado	85,00	17,00	18,00	3,35	0,20
Estupro Tentado	31,00	6,20	5,00	2,79	0,45
Estupro de Vulnerável Consumado	228,00	45,60	42,00	7,45	0,16
Estupro de Vulnerável Tentado	15,00	3,00	2,00	1,26	0,42
Extorsão Consumado	76,00	15,20	15,00	8,49	0,56
Extorsão Mediante Sequestro Consumado	3,00	0,60	1,00	0,49	0,82
Furto	8.360,00	1.672,00	1.665,00	88,72	0,05
Furto Consumado	11.634,00	2.326,80	2.292,00	144,57	0,06
Homicídio Consumado (Registros)	279,00	55,80	53,00	13,53	0,24
Homicídio Tentado	272,00	54,40	44,00	23,07	0,42
Lesão Corporal Consumado	2.350,00	470,00	476,00	29,60	0,06
Roubo	6.009,00	1.201,80	1.304,00	387,43	0,32
Roubo Consumado	6.530,00	1306,00	1415,00	397,59	0,30
Roubo Tentado	289,00	57,80	62,00	17,57	0,30
Sequestro e Cárcere Privado Consumado	26,00	5,20	3,00	3,66	0,70
Vítima de Homicídio Consumado	288,00	57,60	54,00	14,21	0,25

## A.1.5 Alvos dos Crimes entre 2015 e 2019

Tabela 61 – Análise de todos os registros da RMBH por Alvos dos Crimes entre 2015 e 2019.

Alvo dos Crimes	Total	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Cargas	2.017,00	403,40	414,00	96,74	0,24
Estabelecimento Comercial	110.714,00	22.142,80	21.930,00	2.523,68	0,11
Residência	82.019,00	16.403,80	16.103,00	1.300,42	0,08
Transeunte	294.246,00	58.849,20	62.887,00	10.397,34	0,18
Transporte Coletivo	30.356,00	6.071,20	5.724,00	777,73	0,13
Veículos	111.968,00	22.393,60	24.597,00	4.833,09	0,22
Não Especificado	913.714,00	182.742,80	193.180,00	21.535,44	0,12

## A.1.6 Alvos dos Crimes por município entre 2015 e 2019

Tabela 62 – Análise dos dados de Alvos dos Crimes entre 2015 e 2019 de Belo Horizonte.

Alvo dos Crimes	Total	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Cargas	552,00	110,40	105,00	36,22	0,33
Estabelecimento Comercial	68.646,00	13.729,20	13.509,00	1.015,18	0,07
Residência	35.234,00	7.046,80	6.986,00	484,35	0,07
Transeunte	197.812,00	39.562,40	43.004,00	6.995,58	0,18
Transporte Coletivo	2.0877,00	4.175,40	4.479,00	427,20	0,10
Veículos	64.362,00	12.872,40	14.639,00	3.118,53	0,24
Não Especificado	555.923,00	111.184,60	117.274,00	11.778,88	0,11

Tabela 63 – Análise dos dados de Alvos dos Crimes entre 2015 e 2019 de Betim.

Alvo dos Crimes	Total	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Cargas	181,00	36,20	35,00	4,26	0,12
Estabelecimento Comercial	6.490,00	1.298,00	1.397,00	252,68	0,19
Residência	5.486,00	1.097,20	1.111,00	53,29	0,05
Transeunte	19.493,00	3.898,60	4.141,00	853,12	0,22
Transporte Coletivo	1.586,00	317,20	294,00	137,53	0,43
Veículos	8.835,00	1.767,00	2.001,00	407,86	0,23
Não Especificado	58.548,00	11.709,60	12.829,00	1.978,95	0,17

Tabela 64 – Análise dos dados de Alvos dos Crimes entre 2015 e 2019 de Contagem.

Alvo dos Crimes	Total	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Cargas	524,00	104,80	101,00	35,98	0,34
Estabelecimento Comercial	16187,00	3237,40	3174,00	538,51	0,17
Residência	8420,00	1684,00	1747,00	133,19	0,08
Transeunte	38673,00	7734,60	8392,00	1393,30	0,18
Transporte Coletivo	3886,00	777,20	674,00	247,79	0,32
Veículos	24448,00	4889,60	5032,00	862,28	0,18
Não Especificado	123879,00	24775,80	26272,00	3572,59	0,14

Tabela 65 – Análise dos dados de Alvos dos Crimes entre 2015 e 2019 de Nova Lima.

Alvo dos Crimes	Total	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Cargas	60,00	12,00	14,00	5,22	0,43
Estabelecimento Comercial	1.589,00	317,80	342,00	47,22	0,15
Residência	1.880,00	376,00	393,00	64,62	0,17
Transeunte	1.800,00	360,00	370,00	75,22	0,21
Transporte Coletivo	166,00	33,20	31,00	13,48	0,41
Veículos	999,00	199,80	207,00	59,06	0,30
Não Especificado	11.673,00	2.334,60	2.581,00	344,65	0,15

Tabela 66 – Análise dos dados de Alvos dos Crimes entre 2015 e 2019 de Ribeirão das Neves.

Alvo dos Crimes	Total	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Cargas	187,00	37,40	38,00	9,20	0,25
Estabelecimento Comercial	3.103,00	620,60	605,00	142,83	0,23
Residência	4.417,00	883,40	903,00	49,58	0,06
Transeunte	9.932,00	1.986,40	1.993,00	329,29	0,17
Transporte Coletivo	1.422,00	284,40	300,00	71,91	0,25
Veículos	3.028,00	605,60	574,00	119,59	0,20
Não Especificado	32.517,00	6.503,40	6.353,00	732,14	0,11

Tabela 67 – Análise dos dados de Alvos dos Crimes entre 2015 e 2019 de Santa Luzia.

Alvo dos Crimes	Total	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Cargas	64,00	12,80	12,00	3,06	0,24
Estabelecimento Comercial	2.531,00	506,20	491,00	96,53	0,19
Residência	3.074,00	614,80	605,00	55,18	0,09
Transeunte	6.355,00	1.271,00	1.326,00	260,77	0,21
Transporte Coletivo	575,00	115,00	111,00	20,13	0,18

Continuação da Tabela 67					
Alvo dos Crimes	Total	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Veículos	1.770,00	354,00	346,00	53,91	0,15
Não Especificado	22.106,00	4.421,20	4.545,00	595,84	0,13

### A.1.7 Análise temporal para Naturezas dos Crimes entre 2015 e 2019

Tabela 68 – Análise temporal das Naturezas dos Crimes da RMBH no período de 2015 a 2019.

Natureza dos Crimes	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Estupro Consumado	44,13	44,00	8,56	0,19
Estupro Tentado	10,68	10,00	4,36	0,41
Estupro de Vulnerável Consumado	73,05	72,00	12,17	0,17
Estupro de Vulnerável Tentado	5,95	6,00	2,55	0,43
Extorsão Consumado	61,67	53,50	31,11	0,50
Extorsão Mediante Sequestro Consumado	3,97	4,00	2,43	0,61
Furto	5.920,57	6.032,00	405,85	0,07
Furto Consumado	8.637,80	8.767,50	465,00	0,05
Homicídio Consumado (Registros)	110,80	108,50	26,99	0,24
Homicídio Tentado	115,10	114,00	33,49	0,29
Lesão Corporal Consumado	879,58	889,50	75,36	0,09
Roubo	4.601,43	4.982,00	1.514,64	0,33
Roubo Consumado	4.939,17	5.329,00	1.573,73	0,32
Roubo Tentado	221,32	238,50	67,22	0,30
Sequestro e Cárcere Privado Consumado	9,95	10,00	3,08	0,31
Vítima de Homicídio Consumado	115,40	113,00	28,32	0,25

### A.1.8 Análise temporal para Alvos dos Crimes entre 2015 e 2019

Tabela 69 – Análise temporal de Alvos dos Crimes da RMBH no período de 2015 a 2019.

Alvo dos Crimes	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Cargas	33,62	34,50	10,29	0,31
Estabelecimento Comercial	1.845,23	1.791,00	231,90	0,13
Residência	1.366,98	1.361,00	143,42	0,10
Transeunte	4.904,10	5.162,50	1.004,82	0,20
Transporte Coletivo	505,93	498,00	80,20	0,16
Veículos	1.866,13	2.001,50	439,18	0,24
Não Especificado	15.228,57	15.728,00	1.988,85	0,13

### A.1.9 Análise temporal para os municípios e RMBH entre 2015 e 2019

Tabela 70 – Análise Temporal da RMBH e de Belo Horizonte, Betim, Contagem, Nova Lima, Ribeirão das Neves e Santa Luzia no período de 2012 a 2019.

Região	Total	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
RMBH	1.545.034,00	25.750,57	26.666,50	3.730,16	0,14
Belo Horizonte	943.406,00	15.723,43	16.248,50	2.221,49	0,14
Betim	100.619,00	1.676,98	1.723,50	337,90	0,20
Contagem	21.6017,00	3.600,28	3.758,50	604,28	0,17
Nova Lima	18.167,00	302,78	308,50	60,89	0,20
Ribeirão das Neves	54.606,00	910,10	907,00	137,74	0,15
Santa Luzia	36.475,00	607,92	589,50	131,63	0,22

## A.2 Figuras

Nesta seção são mostradas as figuras referentes ao período de 2015 a 2019.

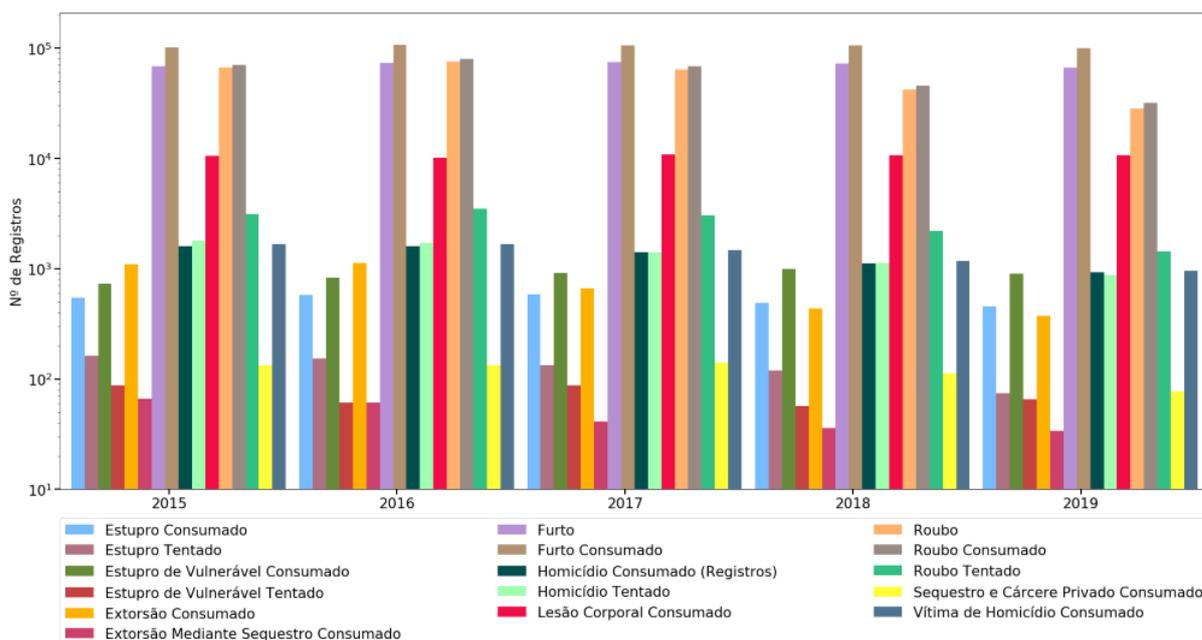


Figura 79 – Análise da RMBH para Naturezas dos Crimes por ano no período de 2015 a 2019.

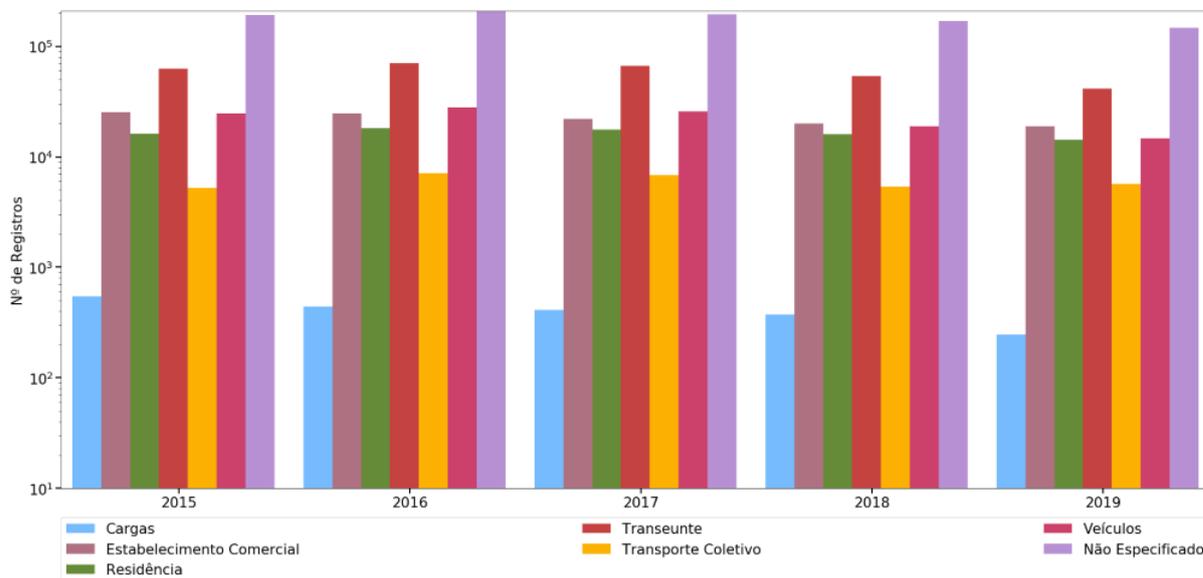


Figura 80 – Análise da RMBH para Alvos dos Crimes por ano no período de 2015 a 2019.

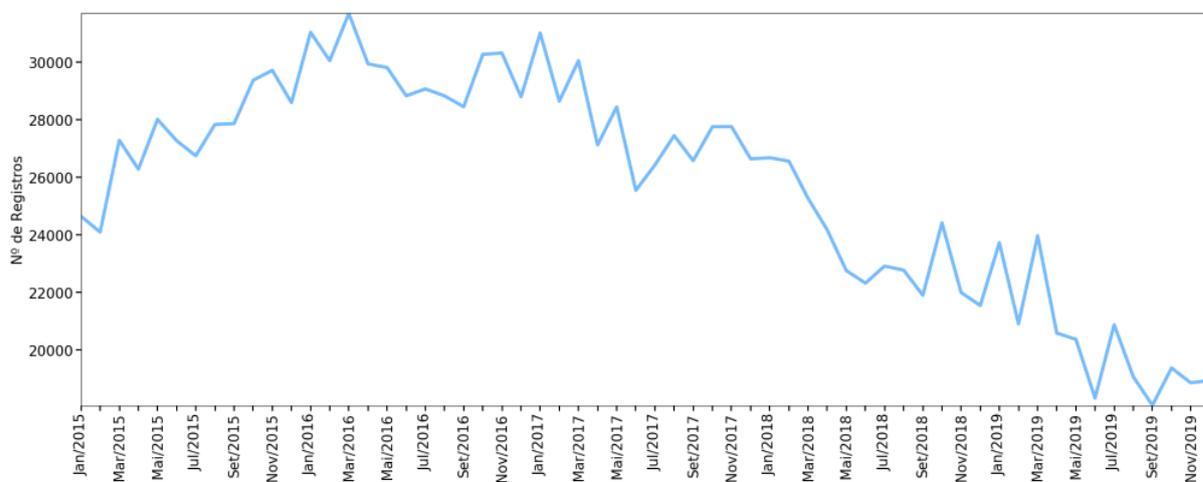


Figura 81 – Análise temporal de todos os registros da RMBH no período de 2015 a 2019.

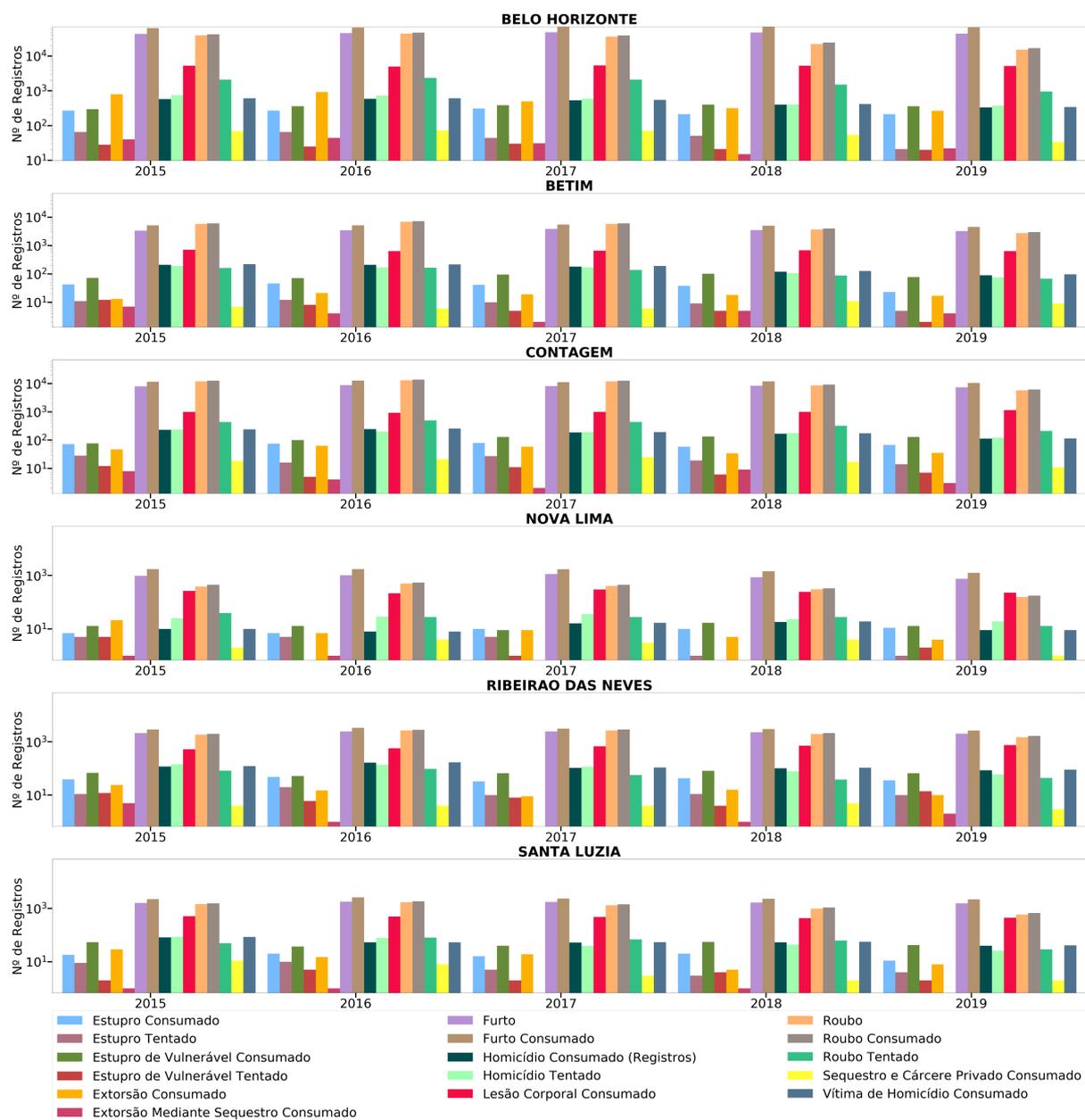


Figura 82 – Análise das Naturezas dos Crimes por ano no período de 2015 a 2019 para os municípios de Belo Horizonte, Betim, Contagem, Nova Lima, Ribeirão das Neves e Santa Luzia.

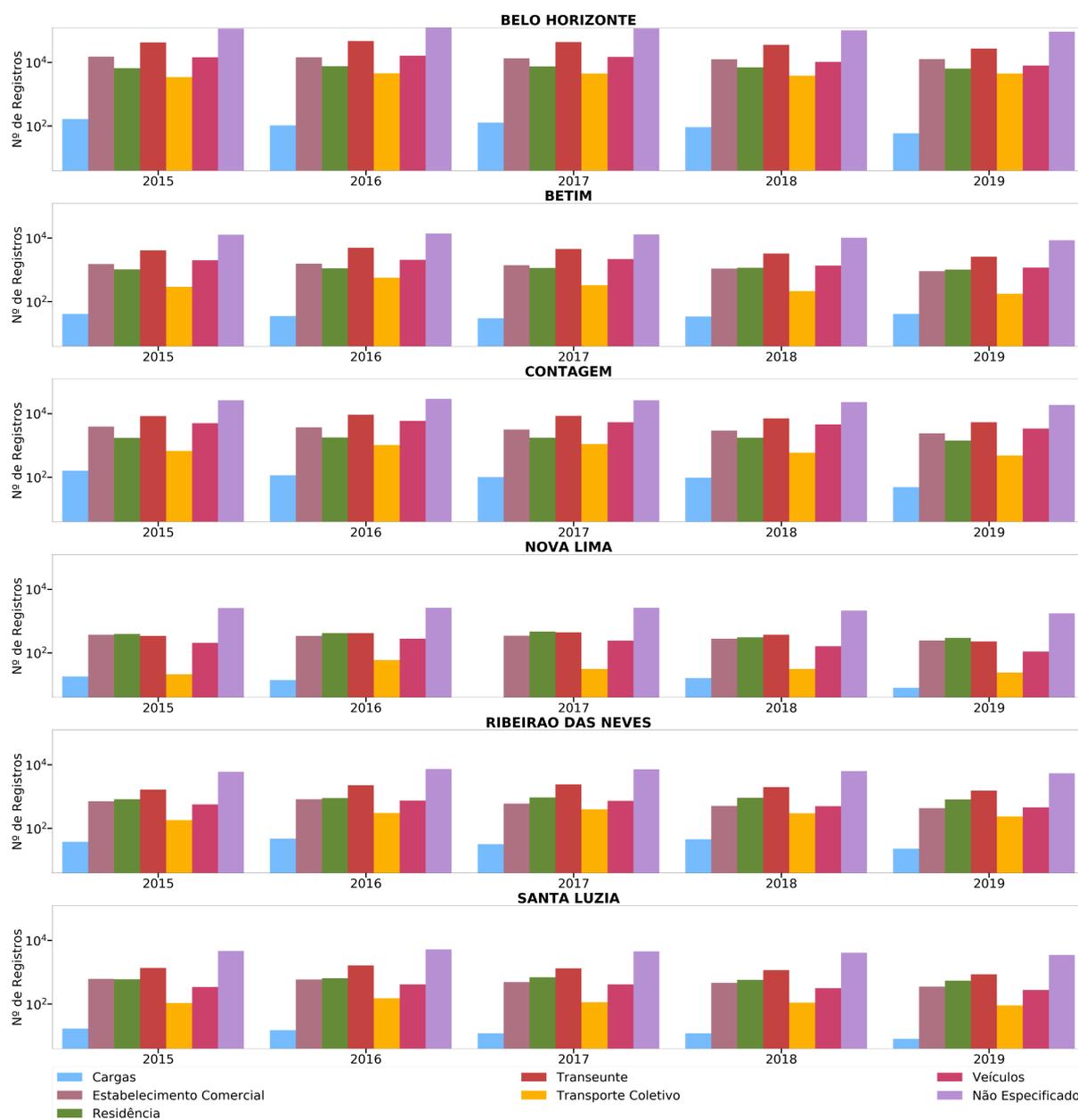


Figura 83 – Análise dos Alvos dos Crimes por ano no período de 2015 a 2019 para os municípios de Belo Horizonte, Betim, Contagem, Nova Lima, Ribeirão das Neves e Santa Luzia.

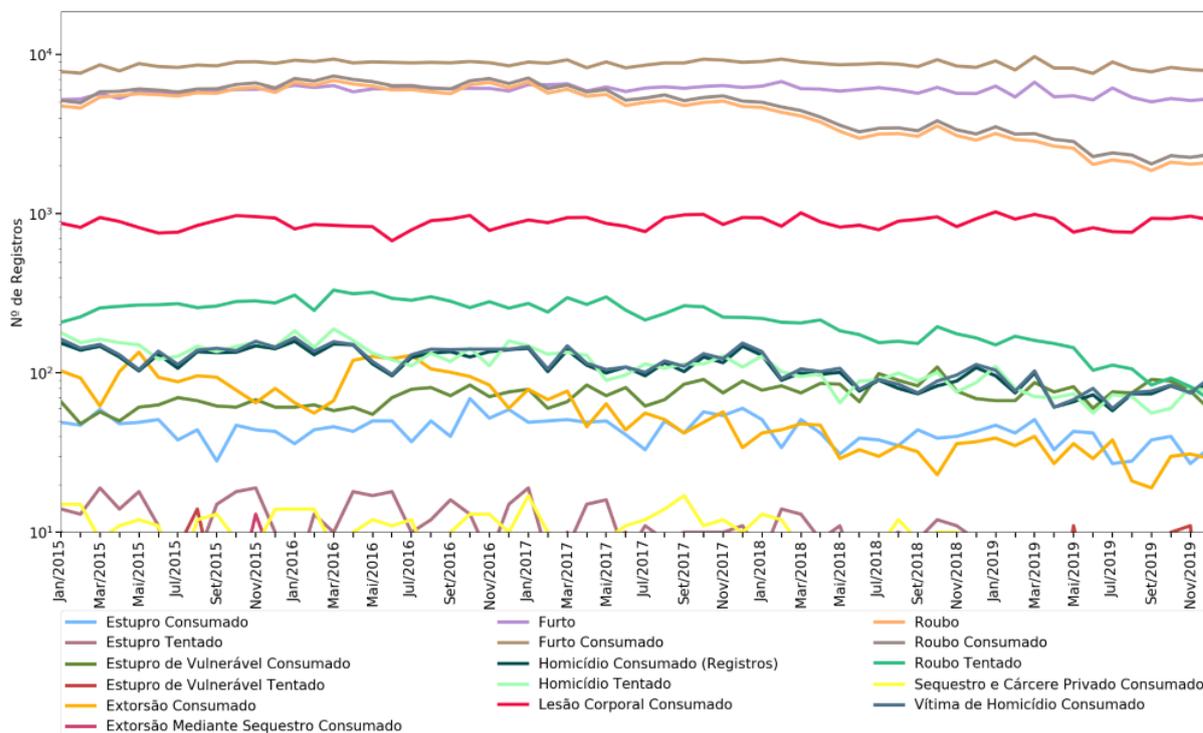


Figura 84 – Análise temporal de todos os registros da RMBH para Naturezas dos Crimes por ano no período de 2015 a 2019.

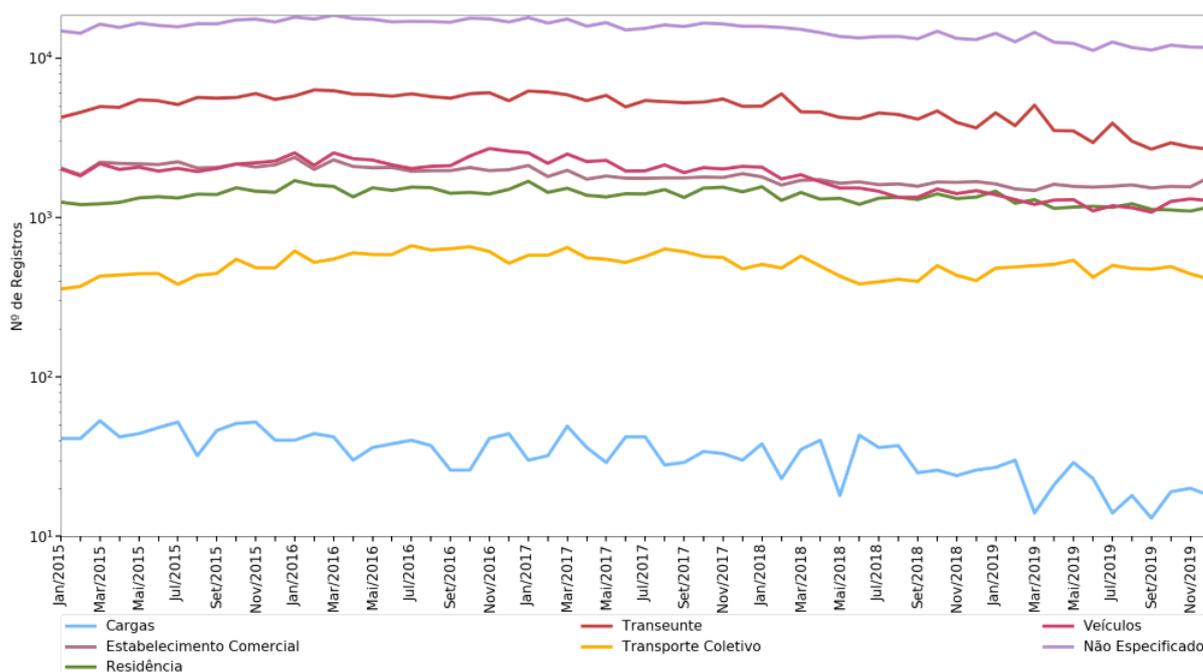


Figura 85 – Análise temporal de todos os registros da RMBH para Alvos dos Crimes por ano no período de 2015 a 2019.

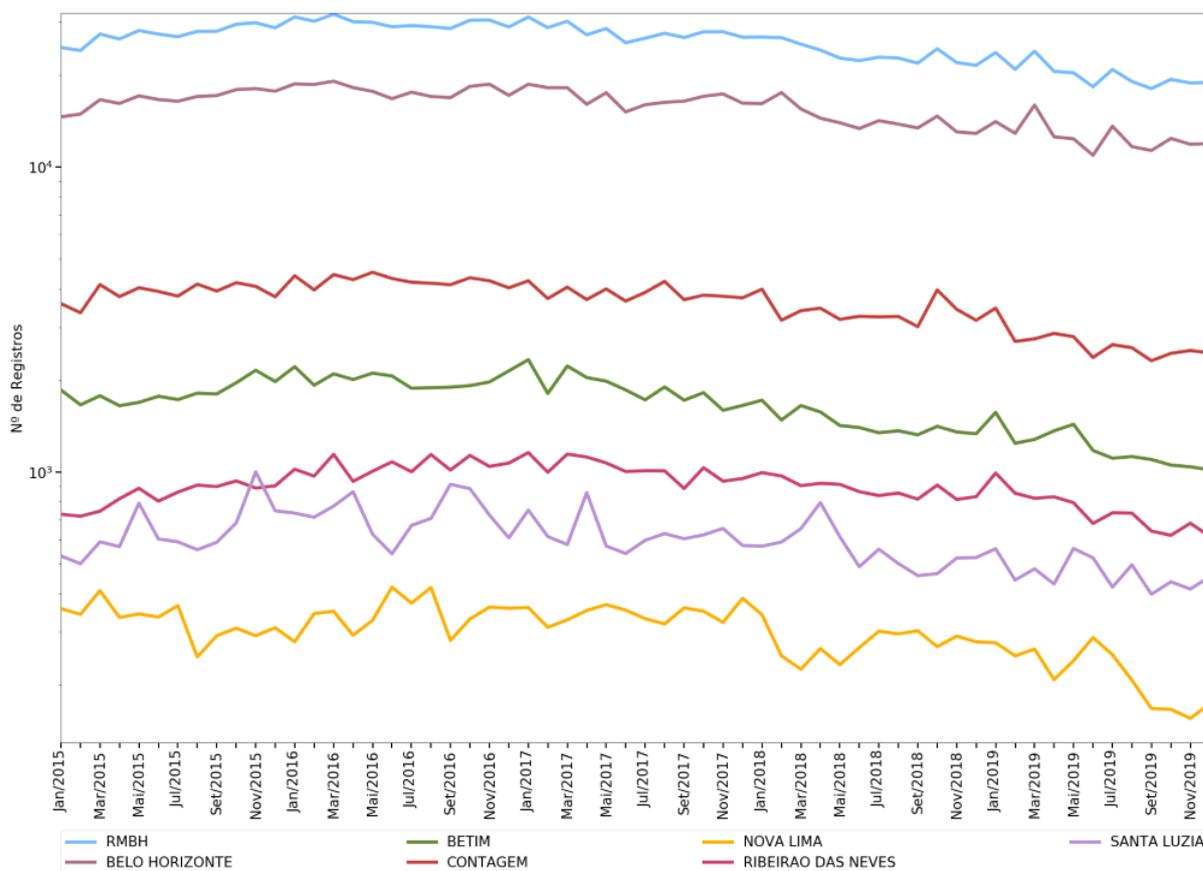


Figura 86 – Análise temporal da RMBH e de Belo Horizonte, Betim, Contagem, Nova Lima, Ribeirão das Neves e Santa Luzia no período de 2015 a 2019.

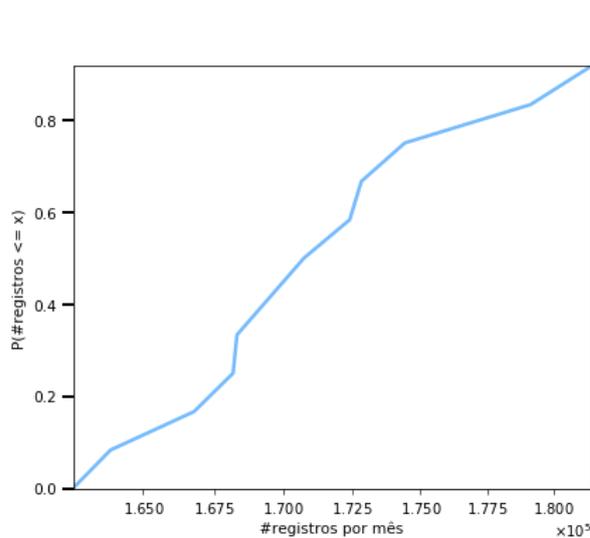


Figura 87 – CDF da RMBH no período de 2015 a 2019.

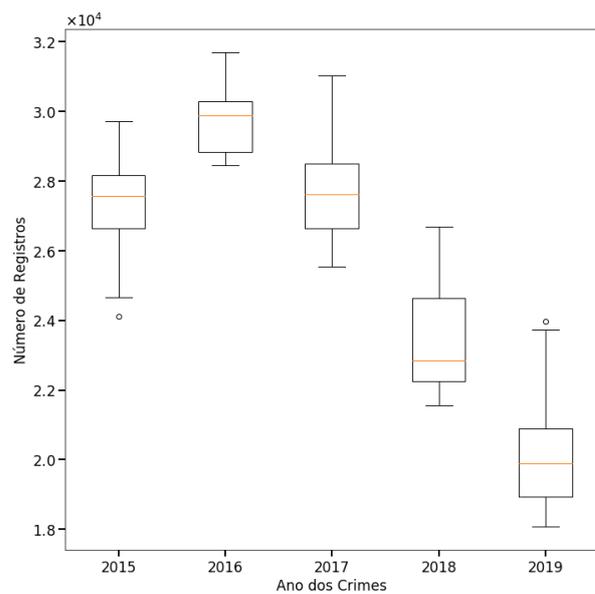
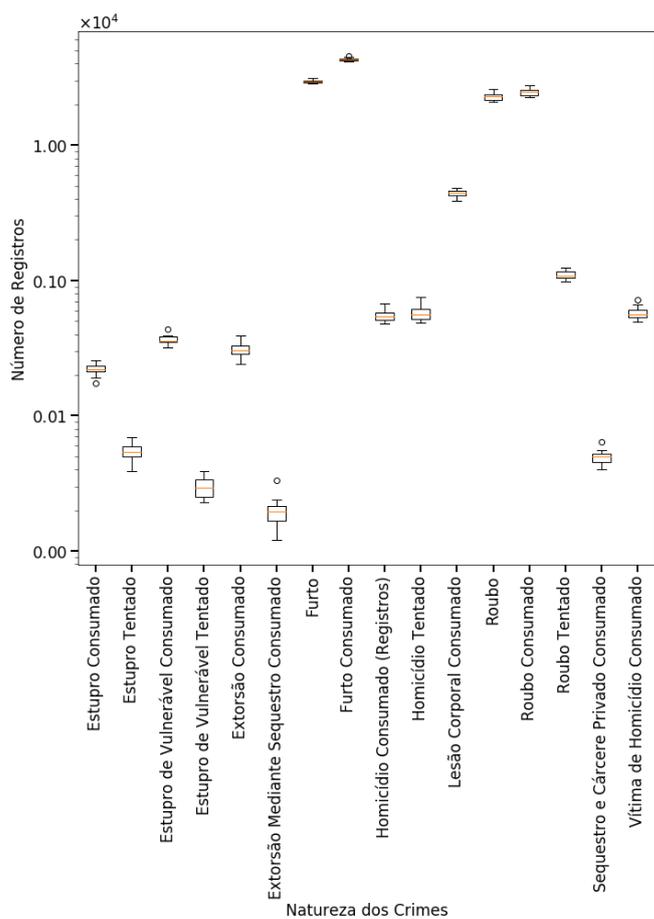
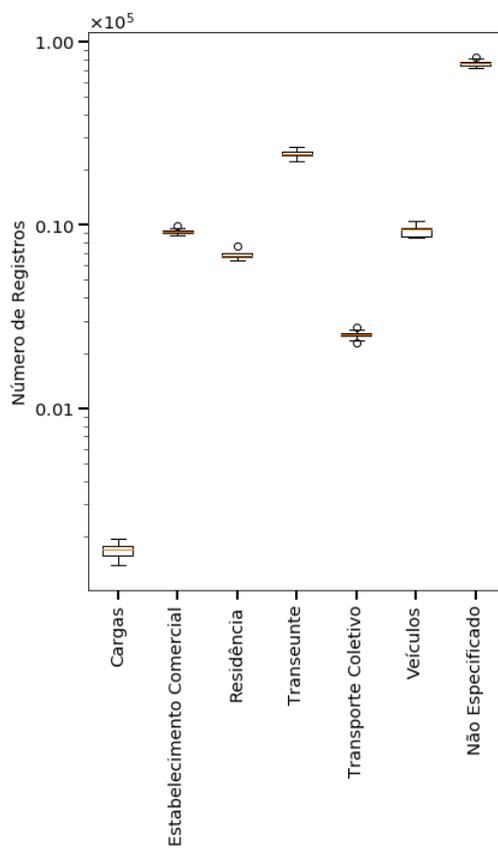


Figura 88 – Boxplot da RMBH por ano de 2015 a 2019.



(a) Natureza dos Crimes



(b) Alvos dos Crimes

Figura 89 – Boxplot dos Crimes da RMBH no período de 2015 a 2019

# APÊNDICE B – Análise Exploratória de Educação

Nesta seção são mostradas as tabelas referentes aos municípios de Belo Horizonte, Betim, Contagem, Nova Lima, Ribeirão das Neves e Santa Luzia no período de 2015 a 2019 para as análises de Educação.

## B.1 Número de Matrículas por Etapa de Ensino

Tabela 71 – Análise do Número de Matrículas por Etapa de Ensino de Belo Horizonte no período de 2015 a 2019.

<b>Etapa de Ensino</b>	<b>Total</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Ensino Fundamental Anos Iniciais	760.351	152.070,20	152.162,00	1.537,58	0,01
Ensino Fundamental Anos Finais	632.708	126.541,60	122.776,00	6.303,93	0,05
Ensino Médio	473.865	94.773,00	95.271,00	4.254,38	0,04

Tabela 72 – Análise do Número de Matrículas por Etapa de Ensino de Betim no período de 2015 a 2019.

<b>Etapa de Ensino</b>	<b>Total</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Ensino Fundamental Anos Iniciais	152.172	30.434,40	30.399,00	315,73	0,01
Ensino Fundamental Anos Finais	117.443	23.488,60	23.157,00	904,27	0,04
Ensino Médio	88.945	17.789,00	18.416,00	1.141,94	0,06

Tabela 73 – Análise do Número de Matrículas por Etapa de Ensino de Contagem no período de 2015 a 2019.

<b>Etapa de Ensino</b>	<b>Total</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Ensino Fundamental Anos Iniciais	195.668	39.133,60	39.344,00	639,16	0,02
Ensino Fundamental Anos Finais	162.808	32.561,60	31.686,00	1.746,59	0,05
Ensino Médio	117.537	23.507,40	23.814,00	1.369,97	0,06

Tabela 74 – Análise do Número de Matrículas por Etapa de Ensino de Nova Lima no período de 2015 a 2019.

<b>Etapa de Ensino</b>	<b>Total</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Ensino Fundamental Anos Iniciais	37.985	7.597,00	7.707,00	232,80	0,03
Ensino Fundamental Anos Finais	27.772	5.554,40	5.599,00	169,23	0,03
Ensino Médio	16.952	3.390,40	3.421,00	109,80	0,03

Tabela 75 – Análise do Número de Matrículas por Etapa de Ensino de Ribeirão das Neves no período de 2015 a 2019.

<b>Etapa de Ensino</b>	<b>Total</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Ensino Fundamental Anos Iniciais	114.235	22.847,00	23.141,00	565,25	0,02
Ensino Fundamental Anos Finais	98.957	19.791,40	19.048,00	1.288,10	0,07
Ensino Médio	68.785	13.757,00	13.727,00	937,77	0,07

Tabela 76 – Análise do Número de Matrículas por Etapa de Ensino de Santa Luzia no período de 2015 a 2019.

<b>Etapa de Ensino</b>	<b>Total</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Ensino Fundamental Anos Iniciais	78.388	15.677,60	15.741,00	144,86	0,01
Ensino Fundamental Anos Finais	65.197	13.039,40	12.810,00	627,89	0,05
Ensino Médio	43.678	8.735,60	8.673,00	370,27	0,04

## B.2 Número de Matrículas por Rede de Ensino

Tabela 77 – Análise do Número de Matrículas por Rede de Ensino de Belo Horizonte no período de 2015 a 2019.

<b>Rede de Ensino</b>	<b>Total</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Federal	16.596	3.319,20	3.329,00	73,47	0,02
Estadual	813.349	162.669,80	166.136,00	7.180,34	0,04
Municipal	568.258	113.651,60	112.872,00	1.394,05	0,01
Privada	468.721	93.744,20	93.442,00	1.012,75	0,01

Tabela 78 – Análise do Número de Matrículas por Rede de Ensino de Betim no período de 2015 a 2019.

<b>Rede de Ensino</b>	<b>Total</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Federal	2.054	410,80	459,00	80,95	0,20
Estadual	129.643	25.928,60	26.337,00	1.499,64	0,06
Municipal	197.837	39.567,40	39.534,00	249,49	0,01
Privada	29.026	5.805,20	5.818,00	222,92	0,04

Tabela 79 – Análise do Número de Matrículas por Rede de Ensino de Contagem no período de 2015 a 2019.

<b>Rede de Ensino</b>	<b>Total</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Federal	1.379	275,80	279,00	4,96	0,02
Estadual	170.185	34.037,00	35.085,00	1.929,76	0,06
Municipal	213.260	42.652,00	42.576,00	447,76	0,01
Privada	91.189	18.237,80	18.087,00	546,68	0,03

Tabela 80 – Análise do Número de Matrículas por Rede de Ensino de Nova Lima no período de 2015 a 2019.

Rede de Ensino	Total	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Federal	0	0,00	0,00	0,00	nan
Estadual	28.545	5.709,00	5.696,00	148,54	0,03
Municipal	26.429	5.285,80	5.233,00	279,09	0,05
Privada	27.735	5.547,00	5.611,00	286,13	0,05

Tabela 81 – Análise do Número de Matrículas por Rede de Ensino de Ribeirão das Neves no período de 2015 a 2019.

Rede de Ensino	Total	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Federal	669	133,80	113,00	127,96	0,96
Estadual	218.612	43.722,40	44.114,00	2.267,05	0,05
Municipal	53.656	10.731,20	10.671,00	485,58	0,05
Privada	9.040	1.808,00	1.849,00	275,47	0,15

Tabela 82 – Análise do Número de Matrículas por Rede de Ensino de Santa Luzia no período de 2015 a 2019.

Rede de Ensino	Total	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Federal	1.021	204,20	219,00	28,45	0,14
Estadual	95.460	19.092,00	19.342,00	911,42	0,05
Municipal	73.886	14.777,20	14.678,00	238,75	0,02
Privada	16.896	3.379,20	3.378,00	132,75	0,04

### B.3 Número de Estabelecimentos por Etapa de Ensino

Tabela 83 – Análise do Número de Estabelecimentos por Etapa de Ensino de Belo Horizonte no período de 2015 a 2019.

Etapa de Ensino	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Ensino Fundamental Anos Iniciais	627,40	627,00	8,71	0,01
Ensino Fundamental Anos Finais	452,80	460,00	11,27	0,02
Ensino Médio	262,40	264,00	5,24	0,02

Tabela 84 – Análise do Número de Estabelecimentos por Etapa de Ensino de Betim no período de 2015 a 2019.

Etapa de Ensino	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Ensino Fundamental Anos Iniciais	109,60	110,00	1,50	0,01
Ensino Fundamental Anos Finais	83,40	84,00	0,80	0,01
Ensino Médio	37,20	37,00	0,75	0,02

Tabela 85 – Análise do Número de Estabelecimentos por Etapa de Ensino de Contagem no período de 2015 a 2019.

<b>Etapa de Ensino</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Ensino Fundamental Anos Iniciais	161,00	163,00	3,35	0,02
Ensino Fundamental Anos Finais	118,00	120,00	4,20	0,04
Ensino Médio	70,00	72,00	2,53	0,04

Tabela 86 – Análise do Número de Estabelecimentos por Etapa de Ensino de Nova Lima no período de 2015 a 2019.

<b>Etapa de Ensino</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Ensino Fundamental Anos Iniciais	29,20	29,00	0,40	0,01
Ensino Fundamental Anos Finais	17,80	17,00	2,14	0,12
Ensino Médio	14,00	14,00	0,00	0,00

Tabela 87 – Análise do Número de Estabelecimentos por Etapa de Ensino de Ribeirão das Neves no período de 2015 a 2019.

<b>Etapa de Ensino</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Ensino Fundamental Anos Iniciais	81,40	81,00	2,24	0,03
Ensino Fundamental Anos Finais	53,00	53,00	0,63	0,01
Ensino Médio	34,60	35,00	1,36	0,04

Tabela 88 – Análise do Número de Estabelecimentos por Etapa de Ensino de Santa Luzia no período de 2015 a 2019.

<b>Etapa de Ensino</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Ensino Fundamental Anos Iniciais	47,60	47,00	0,80	0,02
Ensino Fundamental Anos Finais	36,40	36,00	0,49	0,01
Ensino Médio	24,20	24,00	0,40	0,02

## B.4 Número de Estabelecimentos por Rede de Ensino

Tabela 89 – Análise do Número de Estabelecimentos por Rede de Ensino de Belo Horizonte no período de 2015 a 2019.

<b>Rede de Ensino</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Federal	6,00	6,00	0,00	0,00
Estadual	424,60	425,00	2,42	0,01
Municipal	318,00	326,00	14,18	0,04
Privada	594,00	596,00	18,49	0,03

Tabela 90 – Análise do Número de Estabelecimentos por Rede de Ensino de Betim no período de 2015 a 2019.

<b>Rede de Ensino</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Federal	1,00	1,00	0,00	0,00
Estadual	65,40	66,00	0,80	0,01
Municipal	115,60	116,00	0,80	0,01
Privada	48,20	49,00	2,23	0,05

Tabela 91 – Análise do Número de Estabelecimentos por Rede de Ensino de Contagem no período de 2015 a 2019.

Rede de Ensino	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Federal	1,00	1,00	0,00	0,00
Estadual	91,00	91,00	1,41	0,02
Municipal	122,80	124,00	7,83	0,06
Privada	134,20	136,00	4,53	0,03

Tabela 92 – Análise do Número de Estabelecimentos por Rede de Ensino de Nova Lima no período de 2015 a 2019.

Rede de Ensino	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Federal	0,00	0,00	0,00	nan
Estadual	10,00	10,00	0,00	0,00
Municipal	18,60	18,00	2,80	0,15
Privada	32,40	32,00	1,02	0,03

Tabela 93 – Análise do Número de Estabelecimentos por Rede de Ensino de Ribeirão das Neves no período de 2015 a 2019.

Rede de Ensino	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Federal	0,60	1,00	0,49	0,82
Estadual	110,00	110,00	0,63	0,01
Municipal	36,00	36,00	1,67	0,05
Privada	22,40	24,00	4,03	0,18

Tabela 94 – Análise do Número de Estabelecimentos por Rede de Ensino de Santa Luzia no período de 2015 a 2019.

Rede de Ensino	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Federal	1,00	1,00	0,00	0,00
Estadual	50,00	50,00	0,00	0,00
Municipal	30,40	30,00	0,80	0,03
Privada	26,80	27,00	0,75	0,03

## B.5 Taxa de Rendimento por Município

Tabela 95 – Análise da Taxa de Rendimento de Belo Horizonte no período de 2015 a 2019.

Taxa de Rendimento	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Taxa de Aprovação	87,72	87,33	1,01	0,01
Taxa de Reprovação	9,39	10,33	1,78	0,19
Taxa de Abandono	2,30	2,47	0,47	0,20

Tabela 96 – Análise da Taxa de Rendimento de Betim no período de 2015 a 2019.

Taxa de Rendimento	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Taxa de Aprovação	88,20	87,73	0,91	0,01
Taxa de Reprovação	9,22	9,33	0,90	0,10
Taxa de Abandono	2,40	2,53	0,58	0,24

Tabela 97 – Análise da Taxa de Rendimento de Contagem no período de 2015 a 2019.

<b>Taxa de Rendimento</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Taxa de Aprovação	87,77	87,33	0,92	0,01
Taxa de Reprovação	9,03	9,80	1,30	0,14
Taxa de Abandono	2,75	3,03	0,62	0,22

Tabela 98 – Análise da Taxa de Rendimento de Nova Lima no período de 2015 a 2019.

<b>Taxa de Rendimento</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Taxa de Aprovação	86,91	86,63	2,14	0,02
Taxa de Reprovação	9,84	10,37	2,97	0,30
Taxa de Abandono	2,44	2,53	0,96	0,39

Tabela 99 – Análise da Taxa de Rendimento de Ribeirão das Neves no período de 2015 a 2019.

<b>Taxa de Rendimento</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Taxa de Aprovação	87,52	86,53	1,58	0,02
Taxa de Reprovação	8,95	9,87	2,58	0,29
Taxa de Abandono	2,72	2,63	0,73	0,27

Tabela 100 – Análise da Taxa de Rendimento de Santa Luzia no período de 2015 a 2019.

<b>Taxa de Rendimento</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Taxa de Aprovação	86,24	85,40	1,40	0,02
Taxa de Reprovação	10,59	11,03	2,24	0,21
Taxa de Abandono	2,53	2,53	0,83	0,33

## B.6 Taxa de Aprovação por Etapa de Ensino

Tabela 101 – Análise da Taxa de Aprovação por Etapa de Ensino de Belo Horizonte no período de 2015 a 2019.

<b>Rede de Ensino</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Ensino Fundamental Anos Iniciais	97,98	98,00	0,04	0,00
Ensino Fundamental Anos Finais	87,30	86,90	1,05	0,01
Ensino Médio	77,88	76,90	2,05	0,03

Tabela 102 – Análise da Taxa de Aprovação por Etapa de Ensino de Betim no período de 2015 a 2019.

<b>Rede de Ensino</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Ensino Fundamental Anos Iniciais	96,18	96,20	0,38	0,00
Ensino Fundamental Anos Finais	92,24	92,80	0,73	0,01
Ensino Médio	76,18	75,50	2,66	0,03

Tabela 103 – Análise da Taxa de Aprovação por Etapa de Ensino de Contagem no período de 2015 a 2019.

Rede de Ensino	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Ensino Fundamental Anos Iniciais	97,06	97,20	0,37	0,00
Ensino Fundamental Anos Finais	88,34	88,10	1,01	0,01
Ensino Médio	77,90	77,10	2,24	0,03

Tabela 104 – Análise da Taxa de Aprovação por Etapa de Ensino de Nova Lima no período de 2015 a 2019.

Rede de Ensino	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Ensino Fundamental Anos Iniciais	96,60	96,70	1,98	0,02
Ensino Fundamental Anos Finais	84,34	84,50	2,05	0,02
Ensino Médio	79,78	78,60	2,91	0,04

Tabela 105 – Análise da Taxa de Aprovação por Etapa de Ensino de Ribeirão das Neves no período de 2015 a 2019.

Rede de Ensino	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Ensino Fundamental Anos Iniciais	99,30	99,30	0,14	0,00
Ensino Fundamental Anos Finais	84,04	82,70	1,97	0,02
Ensino Médio	79,22	78,10	2,78	0,04

Tabela 106 – Análise da Taxa de Aprovação por Etapa de Ensino de Santa Luzia no período de 2015 a 2019.

Rede de Ensino	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Ensino Fundamental Anos Iniciais	96,62	96,60	0,58	0,01
Ensino Fundamental Anos Finais	84,52	83,50	1,99	0,02
Ensino Médio	77,58	76,60	1,95	0,03

## B.7 Taxa de Aprovação por Rede de Ensino

Tabela 107 – Análise da Taxa de Aprovação por Rede de Ensino de Belo Horizonte no período de 2015 a 2019.

Rede de Ensino	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Federal	95,31	95,47	0,58	0,01
Estadual	84,64	84,27	1,43	0,02
Municipal	61,90	61,90	0,08	0,00
Privada	95,15	95,30	0,74	0,01

Tabela 108 – Análise da Taxa de Aprovação por Rede de Ensino de Betim no período de 2015 a 2019.

Rede de Ensino	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Federal	29,05	29,53	1,01	0,03
Estadual	85,57	85,27	1,48	0,02
Municipal	63,27	63,10	0,26	0,00
Privada	97,54	97,87	0,51	0,01

Tabela 109 – Análise da Taxa de Aprovação por Rede de Ensino de Contagem no período de 2015 a 2019.

Rede de Ensino	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Federal	28,07	28,60	0,71	0,03
Estadual	84,83	84,37	1,44	0,02
Municipal	91,57	91,80	0,76	0,01
Privada	95,59	96,03	1,13	0,01

Tabela 110 – Análise da Taxa de Aprovação por Rede de Ensino de Nova Lima no período de 2015 a 2019.

Rede de Ensino	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Federal	0,00	0,00	0,00	nan
Estadual	50,31	49,63	1,98	0,04
Municipal	48,49	55,90	13,19	0,27
Privada	96,88	96,50	0,61	0,01

Tabela 111 – Análise da Taxa de Aprovação por Rede de Ensino de Ribeirão das Neves no período de 2015 a 2019.

Rede de Ensino	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Federal	17,54	28,03	14,35	0,82
Estadual	87,35	86,37	1,60	0,02
Municipal	61,49	61,43	0,55	0,01
Privada	96,19	96,00	0,62	0,01

Tabela 112 – Análise da Taxa de Aprovação por Rede de Ensino de Santa Luzia no período de 2015 a 2019.

Rede de Ensino	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Federal	25,51	31,70	12,77	0,50
Estadual	85,17	84,33	1,70	0,02
Municipal	61,21	61,43	0,45	0,01
Privada	97,52	97,47	0,42	0,00

## B.8 Taxa de Reprovação por Etapa de Ensino

Tabela 113 – Análise da Taxa de Reprovação por Etapa de Ensino de Belo Horizonte no período de 2015 a 2019.

Etapa de Ensino	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Ensino Fundamental Anos Iniciais	1,86	1,90	0,05	0,03
Ensino Fundamental Anos Finais	9,94	12,00	4,05	0,41
Ensino Médio	16,38	17,10	1,33	0,08

Tabela 114 – Análise da Taxa de Reprovação por Etapa de Ensino de Betim no período de 2015 a 2019.

<b>Etapa de Ensino</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Ensino Fundamental Anos Iniciais	3,62	3,60	0,41	0,11
Ensino Fundamental Anos Finais	6,32	6,30	1,18	0,19
Ensino Médio	17,72	17,50	2,44	0,14

Tabela 115 – Análise da Taxa de Reprovação por Etapa de Ensino de Contagem no período de 2015 a 2019.

<b>Etapa de Ensino</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Ensino Fundamental Anos Iniciais	2,66	2,50	0,46	0,17
Ensino Fundamental Anos Finais	9,02	10,20	2,92	0,32
Ensino Médio	15,40	16,10	1,54	0,10

Tabela 116 – Análise da Taxa de Reprovação por Etapa de Ensino de Nova Lima no período de 2015 a 2019.

<b>Etapa de Ensino</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Ensino Fundamental Anos Iniciais	3,30	3,20	1,98	0,60
Ensino Fundamental Anos Finais	11,84	13,80	5,81	0,49
Ensino Médio	14,38	13,80	1,77	0,12

Tabela 117 – Análise da Taxa de Reprovação por Etapa de Ensino de Ribeirão das Neves no período de 2015 a 2019.

<b>Etapa de Ensino</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Ensino Fundamental Anos Iniciais	0,22	0,20	0,10	0,45
Ensino Fundamental Anos Finais	11,52	14,80	5,78	0,50
Ensino Médio	15,12	16,10	2,03	0,13

Tabela 118 – Análise da Taxa de Reprovação por Etapa de Ensino de Santa Luzia no período de 2015 a 2019.

<b>Etapa de Ensino</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Ensino Fundamental Anos Iniciais	3,12	3,10	0,55	0,18
Ensino Fundamental Anos Finais	11,80	13,70	4,90	0,42
Ensino Médio	16,84	16,30	1,63	0,10

## B.9 Taxa de Reprovação por Rede de Ensino

Tabela 119 – Análise da Taxa de Reprovação por Rede de Ensino de Belo Horizonte no período de 2015 a 2019.

<b>Rede de Ensino</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Federal	4,28	4,20	0,84	0,20
Estadual	11,31	12,40	2,83	0,25
Municipal	3,93	4,23	0,74	0,19
Privada	4,48	4,60	1,16	0,26

Tabela 120 – Análise da Taxa de Reprovação por Rede de Ensino de Betim no período de 2015 a 2019.

<b>Rede de Ensino</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Federal	4,04	3,73	1,07	0,26
Estadual	10,93	12,17	2,82	0,26
Municipal	2,99	3,03	0,37	0,12
Privada	2,33	2,10	0,58	0,25

Tabela 121 – Análise da Taxa de Reprovação por Rede de Ensino de Contagem no período de 2015 a 2019.

<b>Rede de Ensino</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Federal	5,01	4,63	0,54	0,11
Estadual	10,57	11,63	2,73	0,26
Municipal	6,83	6,80	0,60	0,09
Privada	4,17	3,87	1,38	0,33

Tabela 122 – Análise da Taxa de Reprovação por Rede de Ensino de Nova Lima no período de 2015 a 2019.

<b>Rede de Ensino</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Federal	0,00	0,00	0,00	nan
Estadual	11,66	12,90	3,31	0,28
Municipal	4,66	4,87	3,49	0,75
Privada	2,93	3,40	0,87	0,30

Tabela 123 – Análise da Taxa de Reprovação por Rede de Ensino de Ribeirão das Neves no período de 2015 a 2019.

<b>Rede de Ensino</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Federal	2,41	2,43	2,18	0,90
Estadual	9,13	10,03	2,66	0,29
Municipal	3,22	3,67	1,58	0,49
Privada	3,41	3,80	0,92	0,27

Tabela 124 – Análise da Taxa de Reprovação por Rede de Ensino de Santa Luzia no período de 2015 a 2019.

<b>Rede de Ensino</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Federal	1,13	1,30	0,80	0,71
Estadual	10,87	11,33	2,92	0,27
Municipal	4,48	4,93	1,23	0,27
Privada	2,15	2,27	0,57	0,27

## B.10 Taxa de Abandono por Etapa de Ensino

Tabela 125 – Análise da Taxa de Abandono para Etapa de Ensino de Belo Horizonte no período de 2015 a 2019.

<b>Etapa de Ensino</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Ensino Fundamental Anos Iniciais	0,16	0,20	0,05	0,31
Ensino Fundamental Anos Finais	1,00	1,20	0,46	0,46
Ensino Médio	5,74	6,20	0,98	0,17

Tabela 126 – Análise da Taxa de Abandono para Etapa de Ensino de Betim no período de 2015 a 2019.

<b>Etapa de Ensino</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Ensino Fundamental Anos Iniciais	0,20	0,20	0,06	0,32
Ensino Fundamental Anos Finais	0,90	1,00	0,42	0,47
Ensino Médio	6,10	6,40	1,40	0,23

Tabela 127 – Análise da Taxa de Abandono para Etapa de Ensino de Contagem no período de 2015 a 2019.

<b>Etapa de Ensino</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Ensino Fundamental Anos Iniciais	0,28	0,30	0,13	0,47
Ensino Fundamental Anos Finais	1,28	1,60	0,61	0,47
Ensino Médio	6,70	6,90	1,37	0,20

Tabela 128 – Análise da Taxa de Abandono para Etapa de Ensino de Nova Lima no período de 2015 a 2019.

<b>Etapa de Ensino</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Ensino Fundamental Anos Iniciais	0,10	0,10	0,00	0,00
Ensino Fundamental Anos Finais	1,38	1,70	0,70	0,50
Ensino Médio	5,84	5,50	2,32	0,40

Tabela 129 – Análise da Taxa de Abandono para Etapa de Ensino de Ribeirão das Neves no período de 2015 a 2019.

<b>Etapa de Ensino</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Ensino Fundamental Anos Iniciais	0,48	0,50	0,07	0,16
Ensino Fundamental Anos Finais	2,02	2,30	0,83	0,41
Ensino Médio	5,66	4,90	1,56	0,27

Tabela 130 – Análise da Taxa de Abandono para Etapa de Ensino de Santa Luzia no período de 2015 a 2019.

<b>Etapa de Ensino</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Ensino Fundamental Anos Iniciais	0,26	0,30	0,05	0,19
Ensino Fundamental Anos Finais	1,74	1,90	0,90	0,52
Ensino Médio	5,58	4,90	1,74	0,31

## B.11 Taxa de Abandono por Rede de Ensino

Tabela 131 – Análise da Taxa de Abandono para Rede de Ensino de Belo Horizonte no período de 2015 a 2019.

Rede de Ensino	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Federal	0,10	0,10	0,05	0,47
Estadual	3,07	3,33	0,63	0,21
Municipal	0,40	0,47	0,13	0,34
Privada	0,09	0,10	0,03	0,31

Tabela 132 – Análise da Taxa de Abandono para Rede de Ensino de Betim no período de 2015 a 2019.

Rede de Ensino	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Federal	0,24	0,20	0,23	0,97
Estadual	2,58	2,67	0,71	0,28
Municipal	0,41	0,43	0,15	0,38
Privada	0,06	0,03	0,05	0,82

Tabela 133 – Análise da Taxa de Abandono para Rede de Ensino de Contagem no período de 2015 a 2019.

Rede de Ensino	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Federal	0,26	0,10	0,42	1,62
Estadual	3,61	3,67	0,76	0,21
Municipal	1,32	1,40	0,54	0,41
Privada	0,05	0,03	0,03	0,73

Tabela 134 – Análise da Taxa de Abandono para Rede de Ensino de Nova Lima no período de 2015 a 2019.

Rede de Ensino	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Federal	0,00	0,00	0,00	nan
Estadual	3,43	3,67	1,38	0,40
Municipal	0,24	0,07	0,26	1,10
Privada	0,04	0,03	0,04	0,97

Tabela 135 – Análise da Taxa de Abandono para Rede de Ensino de Ribeirão das Neves no período de 2015 a 2019.

Rede de Ensino	Média	Mediana	Desvio Padrão	C.O.V.
Federal	0,05	0,00	0,06	1,25
Estadual	2,68	2,57	0,75	0,28
Municipal	1,16	1,30	0,47	0,40
Privada	0,17	0,03	0,27	1,60

Tabela 136 – Análise da Taxa de Abandono para Rede de Ensino de Santa Luzia no período de 2015 a 2019.

<b>Rede de Ensino</b>	<b>Média</b>	<b>Mediana</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>C.O.V.</b>
Federal	0,03	0,00	0,05	2,00
Estadual	3,08	3,13	0,99	0,32
Municipal	0,38	0,43	0,20	0,52
Privada	0,17	0,17	0,11	0,66

## APÊNDICE C – Correlação

### C.0.1 Lista de indicadores

Nesta seção são apresentados os indicadores que formaram pares na correlação Spearman com coeficientes maiores que 0,5 e menores que -0,5. A coluna Ref. (Referência) é o número que representa o indicador quando ele for mencionado nas figuras que utilizem essa tabela. A coluna Grau, informa a quantidade de arestas ligadas ao nó, ou seja, representa a relação dos pares de índices.

Tabela 137 – Lista dos indicadores de correlação para Criminalidade.

Ref.	Nome do Indicador	Grau	Centralidade por	
			Grau	Intermediação
1	Estupro Consumado (Belo Horizonte)	18	0,141	0,288
2	Estupro Consumado (Contagem)	2	0,016	0,000
3	Estupro Consumado (Geral)	32	0,250	236,661
4	Estupro Tentado (Belo Horizonte)	16	0,125	0,000
5	Estupro Tentado (Betim)	2	0,016	0,000
6	Estupro Tentado (Geral)	54	0,422	240,805
7	Estupro de Vulnerável Consumado (Belo Horizonte)	2	0,016	0,000
8	Estupro de Vulnerável Consumado (Contagem)	2	0,016	0,000
9	Estupro de Vulnerável Consumado (Geral)	18	0,141	698,096
10	Estupro de Vulnerável Tentado (Belo Horizonte)	2	0,016	0,000
11	Estupro de Vulnerável Tentado (Geral)	2	0,016	0,000
12	Extorsão Consumado (Belo Horizonte)	122	0,953	137,796
13	Extorsão Consumado (Geral)	124	0,969	145,978
14	Extorsão Mediante Sequestro Consumado (Belo Horizonte)	10	0,078	5,148
15	Extorsão Mediante Sequestro Consumado (Geral)	6	0,047	0,000
16	Furto Consumado (Belo Horizonte)	6	0,047	0,000
17	Furto Consumado (Betim)	40	0,313	234,432
18	Furto Consumado (Contagem)	54	0,422	787,780
19	Furto Consumado (Nova Lima)	40	0,313	15,187
20	Furto Consumado (Ribeirão das Neves)	40	0,313	854,689
21	Furto Consumado (Geral)	14	0,109	690,667
22	Furto Consumado (Santa Luzia)	6	0,047	466,000
23	Furto de Cargas (Contagem)	2	0,016	0,000
24	Furto de Cargas (Nova Lima)	2	0,016	0,000
25	Furto de Cargas (Ribeirão das Neves)	4	0,031	29,367
26	Furto de Cargas (Geral)	10	0,078	496,847
27	Furto de Estabelecimento Comercial (Belo Horizonte)	36	0,281	15,092
28	Furto de Estabelecimento Comercial (Betim)	2	0,016	0,000

Continuação da Tabela 137				
Ref.	Nome do Indicador	Grau	Centralidade por	
			Grau	Intermediação
29	Furto de Estabelecimento Comercial (Contagem)	4	0,031	0,000
30	Furto de Estabelecimento Comercial (Ribeirão das Neves)	4	0,031	0,000
31	Furto de Estabelecimento Comercial (Geral)	8	0,063	0,000
32	Furto de Estabelecimento Comercial (Santa Luzia)	2	0,016	0,000
33	Furto de Residência (Belo Horizonte)	26	0,203	243,356
34	Furto de Residência (Contagem)	12	0,094	57,393
35	Furto de Residência (Nova Lima)	10	0,078	0,239
36	Furto de Residência (Ribeirão das Neves)	4	0,031	0,000
37	Furto de Residência (Geral)	40	0,313	1323,973
38	Furto de Residência (Santa Luzia)	4	0,031	690,000
39	Furto de Transeunte (Belo Horizonte)	6	0,047	0,000
40	Furto de Transeunte (Betim)	10	0,078	4,920
41	Furto de Transeunte (Contagem)	4	0,031	0,000
42	Furto de Transeunte (Ribeirão das Neves)	2	0,016	0,000
43	Furto de Transeunte (Geral)	6	0,047	0,000
44	Furto de Transeunte (Santa Luzia)	2	0,016	0,000
45	Furto de Transporte Coletivo (Belo Horizonte)	122	0,953	711,196
46	Furto de Transporte Coletivo (Contagem)	6	0,047	0,000
47	Furto de Transporte Coletivo (Ribeirão das Neves)	2	0,016	0,000
48	Furto de Transporte Coletivo (Geral)	122	0,953	715,384
49	Furto de Veículos (Belo Horizonte)	130	1,016	103,984
50	Furto de Veículos (Betim)	78	0,609	13,330
51	Furto de Veículos (Contagem)	70	0,547	10,868
52	Furto de Veículos (Nova Lima)	58	0,453	16,730
53	Furto de Veículos (Geral)	130	1,016	136,158
54	Homicídio Consumado (Registros) (Belo Horizonte)	118	0,922	74,017
55	Homicídio Consumado (Registros) (Betim)	124	0,969	136,496
56	Homicídio Consumado (Registros) (Contagem)	96	0,750	103,355
57	Homicídio Consumado (Registros) (Nova Lima)	2	0,016	0,000
58	Homicídio Consumado (Registros) (Ribeirão das Neves)	8	0,063	0,787
59	Homicídio Consumado (Registros) (Geral)	128	1,000	169,592
60	Homicídio Consumado (Registros) (Santa Luzia)	2	0,016	0,000
61	Homicídio Tentado (Belo Horizonte)	124	0,969	75,349
62	Homicídio Tentado (Betim)	102	0,797	36,197
63	Homicídio Tentado (Contagem)	30	0,234	0,000
64	Homicídio Tentado (Ribeirão das Neves)	92	0,719	147,409
65	Homicídio Tentado (Geral)	132	1,031	339,164
66	Homicídio Tentado (Santa Luzia)	42	0,328	0,220
67	Lesão Corporal Consumado (Belo Horizonte)	2	0,016	0,000
68	Lesão Corporal Consumado (Betim)	2	0,016	0,000
69	Lesão Corporal Consumado (Contagem)	2	0,016	0,000
70	Lesão Corporal Consumado (Ribeirão das Neves)	66	0,516	3,900
71	Lesão Corporal Consumado (Geral)	6	0,047	6,000

Continuação da Tabela 137				
Ref.	Nome do Indicador	Grau	Centralidade por	
			Grau	Intermediação
72	Roubo Consumado (Belo Horizonte)	142	1,109	316,089
73	Roubo Consumado (Betim)	134	1,047	214,814
74	Roubo Consumado (Contagem)	132	1,031	145,459
75	Roubo Consumado (Nova Lima)	112	0,875	353,408
76	Roubo Consumado (Ribeirão das Neves)	76	0,594	229,008
77	Roubo Consumado (Geral)	144	1,125	416,253
78	Roubo Consumado (Santa Luzia)	124	0,969	62,407
79	Roubo Tentado (Belo Horizonte)	126	0,984	224,170
80	Roubo Tentado (Betim)	100	0,781	21,927
81	Roubo Tentado (Contagem)	108	0,844	56,156
82	Roubo Tentado (Ribeirão das Neves)	30	0,234	37,245
83	Roubo Tentado (Geral)	124	0,969	66,069
84	Roubo Tentado (Santa Luzia)	4	0,031	0,444
85	Roubo de Cargas (Belo Horizonte)	2	0,016	0,000
86	Roubo de Cargas (Contagem)	24	0,188	0,635
87	Roubo de Cargas (Geral)	28	0,219	234,553
88	Roubo de Estabelecimento Comercial (Belo Horizonte)	134	1,047	290,641
89	Roubo de Estabelecimento Comercial (Betim)	124	0,969	150,339
90	Roubo de Estabelecimento Comercial (Contagem)	130	1,016	99,540
91	Roubo de Estabelecimento Comercial (Nova Lima)	102	0,797	98,661
92	Roubo de Estabelecimento Comercial (Ribeirão das Neves)	124	0,969	294,502
93	Roubo de Estabelecimento Comercial (Geral)	136	1,063	329,064
94	Roubo de Estabelecimento Comercial (Santa Luzia)	120	0,938	54,770
95	Roubo de Residência (Belo Horizonte)	102	0,797	9,765
96	Roubo de Residência (Betim)	80	0,625	22,336
97	Roubo de Residência (Contagem)	64	0,500	0,311
98	Roubo de Residência (Nova Lima)	2	0,016	0,000
99	Roubo de Residência (Geral)	110	0,859	12,927
100	Roubo de Transeunte (Belo Horizonte)	142	1,109	410,639
101	Roubo de Transeunte (Betim)	138	1,078	348,520
102	Roubo de Transeunte (Contagem)	134	1,047	252,219
103	Roubo de Transeunte (Nova Lima)	16	0,125	2,079
104	Roubo de Transeunte (Ribeirão das Neves)	48	0,375	35,732
105	Roubo de Transeunte (Geral)	138	1,078	331,289
106	Roubo de Transeunte (Santa Luzia)	118	0,922	52,466
107	Roubo de Transporte Coletivo (Belo Horizonte)	130	1,016	250,916
108	Roubo de Transporte Coletivo (Betim)	112	0,875	51,165
109	Roubo de Transporte Coletivo (Contagem)	112	0,875	267,430
110	Roubo de Transporte Coletivo (Nova Lima)	2	0,016	0,000
111	Roubo de Transporte Coletivo (Ribeirão das Neves)	14	0,109	1,020
112	Roubo de Transporte Coletivo (Geral)	126	0,984	342,831
113	Roubo de Transporte Coletivo (Santa Luzia)	90	0,703	5,859

Continuação da Tabela 137				
Ref.	Nome do Indicador	Grau	Centralidade por	
			Grau	Intermediação
114	Roubo de Veículos (Belo Horizonte)	128	1,000	94,145
115	Roubo de Veículos (Betim)	112	0,875	66,751
116	Roubo de Veículos (Contagem)	120	0,938	423,102
117	Roubo de Veículos (Nova Lima)	26	0,203	0,000
118	Roubo de Veículos (Ribeirão das Neves)	64	0,500	98,886
119	Roubo de Veículos (Geral)	134	1,047	306,273
120	Roubo de Veículos (Santa Luzia)	104	0,813	28,500
121	Sequestro e Cárcere Privado Consumado (Belo Horizonte)	38	0,297	0,480
122	Sequestro e Cárcere Privado Consumado (Geral)	44	0,344	0,995
123	Vítima de Homicídio Consumado (Belo Horizonte)	114	0,891	53,857
124	Vítima de Homicídio Consumado (Betim)	120	0,938	129,986
125	Vítima de Homicídio Consumado (Contagem)	98	0,766	105,933
126	Vítima de Homicídio Consumado (Nova Lima)	2	0,016	0,000
127	Vítima de Homicídio Consumado (Ribeirão das Neves)	6	0,047	0,000
128	Vítima de Homicídio Consumado (Geral)	126	0,984	300,582
129	Vítima de Homicídio Consumado (Santa Luzia)	2	0,016	0,000

Tabela 138 – Lista dos indicadores de correlação para Educação.

Ref.	Nome do Indicador	Grau	Centralidade por	
			Grau	Intermediação
1	Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Estadual (Belo Horizonte)	364	1,166	181,788
2	Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Estadual (Betim)	432	1,384	257,756
3	Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Estadual (Contagem)	362	1,160	142,998
4	Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Estadual (Geral)	364	1,166	181,788
5	Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Estadual (Ribeirão das Neves)	400	1,282	386,477
6	Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Municipal (Belo Horizonte)	426	1,365	88,879
7	Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Municipal (Betim)	360	1,153	263,836
8	Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Municipal (Contagem)	388	1,243	109,972
9	Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Municipal (Geral)	426	1,365	88,879
10	Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Municipal (Nova Lima)	450	1,442	211,016
11	Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Municipal (Ribeirão das Neves)	340	1,089	80,840

Continuação da Tabela 138				
Ref.	Nome do Indicador	Grau	Centralidade por	
			Grau	Intermediação
12	Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Municipal (Santa Luzia)	360	1,153	263,836
13	Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Privada (Belo Horizonte)	412	1,320	175,268
14	Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Privada (Betim)	334	1,070	110,678
15	Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Privada (Contagem)	192	0,615	123,553
16	Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Privada (Geral)	426	1,365	88,879
17	Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Privada (Nova Lima)	334	1,070	110,678
18	Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Privada (Ribeirão das Neves)	342	1,096	183,972
19	Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Privada (Santa Luzia)	400	1,282	386,477
20	Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Estadual (Belo Horizonte)	426	1,365	88,879
21	Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Estadual (Betim)	400	1,282	386,477
22	Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Estadual (Contagem)	400	1,282	386,477
23	Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Estadual (Geral)	426	1,365	88,879
24	Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Estadual (Ribeirão das Neves)	360	1,153	263,836
25	Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Municipal (Belo Horizonte)	328	1,051	119,928
26	Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Municipal (Betim)	360	1,153	263,836
27	Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Municipal (Contagem)	330	1,057	233,303
28	Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Municipal (Geral)	186	0,596	122,864
29	Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Municipal (Nova Lima)	400	1,282	386,477
30	Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Municipal (Ribeirão das Neves)	342	1,096	180,998
31	Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Municipal (Santa Luzia)	360	1,153	263,836
32	Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Privada (Belo Horizonte)	294	0,942	145,056

Continuação da Tabela 138				
Ref.	Nome do Indicador	Grau	Centralidade por	
			Grau	Intermediação
33	Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Privada (Betim)	340	1,089	80,840
34	Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Privada (Contagem)	234	0,750	229,717
35	Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Privada (Geral)	412	1,320	175,268
36	Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Privada (Nova Lima)	432	1,384	257,756
37	Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Privada (Ribeirão das Neves)	436	1,397	165,729
38	Núm. Estabelecimentos do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Privada (Santa Luzia)	322	1,032	223,850
39	Núm. Estabelecimentos do Ensino Médio na rede Estadual (Belo Horizonte)	444	1,423	155,715
40	Núm. Estabelecimentos do Ensino Médio na rede Estadual (Contagem)	170	0,544	124,753
41	Núm. Estabelecimentos do Ensino Médio na rede Estadual (Geral)	444	1,423	155,715
42	Núm. Estabelecimentos do Ensino Médio na rede Estadual (Ribeirão das Neves)	412	1,320	96,150
43	Núm. Estabelecimentos do Ensino Médio na rede Federal (Geral)	362	1,160	142,998
44	Núm. Estabelecimentos do Ensino Médio na rede Federal (Ribeirão das Neves)	362	1,160	142,998
45	Núm. Estabelecimentos do Ensino Médio na rede Municipal (Contagem)	412	1,320	96,150
46	Núm. Estabelecimentos do Ensino Médio na rede Municipal (Geral)	412	1,320	96,150
47	Núm. Estabelecimentos do Ensino Médio na rede Privada (Belo Horizonte)	388	1,243	109,972
48	Núm. Estabelecimentos do Ensino Médio na rede Privada (Betim)	202	0,647	187,271
49	Núm. Estabelecimentos do Ensino Médio na rede Privada (Contagem)	436	1,397	165,729
50	Núm. Estabelecimentos do Ensino Médio na rede Privada (Geral)	230	0,737	198,805
51	Núm. Estabelecimentos do Ensino Médio na rede Privada (Santa Luzia)	360	1,153	263,836
52	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Estadual (Belo Horizonte)	426	1,365	88,879
53	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Estadual (Betim)	388	1,243	109,972

Continuação da Tabela 138				
Ref.	Nome do Indicador	Grau	Centralidade por	
			Grau	Intermediação
54	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Estadual (Contagem)	426	1,365	88,879
55	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Estadual (Geral)	426	1,365	88,879
56	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Estadual (Nova Lima)	294	0,942	145,056
57	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Estadual (Ribeirão das Neves)	426	1,365	88,879
58	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Estadual (Santa Luzia)	426	1,365	88,879
59	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Federal (Belo Horizonte)	352	1,128	170,311
60	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Federal (Geral)	352	1,128	170,311
61	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Municipal (Belo Horizonte)	352	1,128	170,311
62	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Municipal (Betim)	352	1,128	170,311
63	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Municipal (Contagem)	352	1,128	170,311
64	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Municipal (Geral)	352	1,128	170,311
65	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Municipal (Nova Lima)	444	1,423	155,715
66	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Municipal (Ribeirão das Neves)	326	1,044	203,484
67	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Municipal (Santa Luzia)	352	1,128	170,311
68	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Privada (Belo Horizonte)	388	1,243	109,972
69	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Privada (Betim)	352	1,128	170,311
70	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Privada (Contagem)	426	1,365	88,879
71	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Privada (Geral)	388	1,243	109,972
72	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Privada (Nova Lima)	362	1,160	131,961
73	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Privada (Ribeirão das Neves)	408	1,307	164,673
74	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Privada (Santa Luzia)	364	1,166	181,788

Continuação da Tabela 138				
Ref.	Nome do Indicador	Grau	Centralidade por	
			Grau	Intermediação
75	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Estadual (Belo Horizonte)	412	1,320	175,268
76	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Estadual (Betim)	426	1,365	88,879
77	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Estadual (Contagem)	408	1,307	164,673
78	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Estadual (Geral)	426	1,365	88,879
79	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Estadual (Ribeirão das Neves)	426	1,365	88,879
80	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Estadual (Santa Luzia)	364	1,166	181,788
81	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Federal (Belo Horizonte)	202	0,647	96,798
82	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Federal (Geral)	202	0,647	96,798
83	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Municipal (Belo Horizonte)	230	0,737	198,805
84	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Municipal (Betim)	352	1,128	170,311
85	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Municipal (Contagem)	426	1,365	88,879
86	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Municipal (Geral)	230	0,737	198,805
87	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Municipal (Nova Lima)	206	0,660	191,218
88	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Municipal (Ribeirão das Neves)	412	1,320	175,268
89	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Municipal (Santa Luzia)	152	0,487	73,803
90	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Privada (Belo Horizonte)	426	1,365	88,879
91	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Privada (Betim)	202	0,647	96,798
92	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Privada (Contagem)	184	0,589	111,451
93	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Privada (Geral)	426	1,365	88,879
94	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Privada (Nova Lima)	426	1,365	88,879
95	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Privada (Ribeirão das Neves)	426	1,365	88,879

Continuação da Tabela 138				
Ref.	Nome do Indicador	Grau	Centralidade por	
			Grau	Intermediação
96	Núm. Matrículas do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Privada (Santa Luzia)	352	1,128	170,311
97	Núm. Matrículas do Ensino Médio na rede Estadual (Belo Horizonte)	212	0,679	86,857
98	Núm. Matrículas do Ensino Médio na rede Estadual (Betim)	408	1,307	164,673
99	Núm. Matrículas do Ensino Médio na rede Estadual (Contagem)	364	1,166	181,788
100	Núm. Matrículas do Ensino Médio na rede Estadual (Geral)	212	0,679	86,857
101	Núm. Matrículas do Ensino Médio na rede Estadual (Nova Lima)	212	0,679	86,857
102	Núm. Matrículas do Ensino Médio na rede Estadual (Ribeirão das Neves)	214	0,685	102,264
103	Núm. Matrículas do Ensino Médio na rede Estadual (Santa Luzia)	392	1,256	254,169
104	Núm. Matrículas do Ensino Médio na rede Federal (Belo Horizonte)	364	1,166	181,788
105	Núm. Matrículas do Ensino Médio na rede Federal (Betim)	326	1,044	203,484
106	Núm. Matrículas do Ensino Médio na rede Federal (Contagem)	134	0,429	92,876
107	Núm. Matrículas do Ensino Médio na rede Federal (Geral)	426	1,365	88,879
108	Núm. Matrículas do Ensino Médio na rede Federal (Ribeirão das Neves)	446	1,429	193,007
109	Núm. Matrículas do Ensino Médio na rede Federal (Santa Luzia)	192	0,615	114,786
110	Núm. Matrículas do Ensino Médio na rede Municipal (Contagem)	126	0,403	75,377
111	Núm. Matrículas do Ensino Médio na rede Municipal (Geral)	126	0,403	75,377
112	Núm. Matrículas do Ensino Médio na rede Privada (Belo Horizonte)	426	1,365	88,879
113	Núm. Matrículas do Ensino Médio na rede Privada (Betim)	412	1,320	175,268
114	Núm. Matrículas do Ensino Médio na rede Privada (Contagem)	426	1,365	88,879
115	Núm. Matrículas do Ensino Médio na rede Privada (Geral)	426	1,365	88,879
116	Núm. Matrículas do Ensino Médio na rede Privada (Nova Lima)	426	1,365	88,879
117	Núm. Matrículas do Ensino Médio na rede Privada (Ribeirão das Neves)	412	1,320	175,268

Continuação da Tabela 138				
Ref.	Nome do Indicador	Grau	Centralidade por	
			Grau	Intermediação
118	Núm. Matrículas do Ensino Médio na rede Privada (Santa Luzia)	140	0,448	105,747
119	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Estadual (Belo Horizonte)	236	0,756	163,360
120	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Estadual (Betim)	172	0,551	114,880
121	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Estadual (Contagem)	212	0,679	86,857
122	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Estadual (Geral)	192	0,615	99,202
123	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Estadual (Nova Lima)	192	0,615	99,202
124	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Estadual (Ribeirão das Neves)	112	0,358	101,402
125	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Estadual (Santa Luzia)	220	0,705	116,366
126	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Federal (Belo Horizonte)	182	0,583	126,422
127	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Federal (Geral)	182	0,583	126,422
128	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Municipal (Belo Horizonte)	248	0,794	171,583
129	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Municipal (Betim)	426	1,365	88,879
130	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Municipal (Contagem)	426	1,365	88,879
131	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Municipal (Geral)	364	1,166	181,788
132	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Municipal (Nova Lima)	146	0,467	107,319
133	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Municipal (Ribeirão das Neves)	214	0,685	102,264
134	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Municipal (Santa Luzia)	210	0,673	114,637
135	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Privada (Belo Horizonte)	100	0,320	44,503
136	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Privada (Betim)	360	1,153	263,836
137	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Privada (Contagem)	208	0,666	150,082
138	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Privada (Geral)	368	1,179	176,427

Continuação da Tabela 138				
Ref.	Nome do Indicador	Grau	Centralidade por	
			Grau	Intermediação
139	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Privada (Ribeirão das Neves)	164	0,525	112,752
140	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Privada (Santa Luzia)	162	0,519	109,474
141	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Estadual (Belo Horizonte)	322	1,032	223,850
142	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Estadual (Betim)	164	0,525	113,356
143	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Estadual (Contagem)	406	1,301	235,620
144	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Estadual (Geral)	392	1,256	229,534
145	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Estadual (Ribeirão das Neves)	450	1,442	211,016
146	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Estadual (Santa Luzia)	210	0,673	114,637
147	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Municipal (Belo Horizonte)	164	0,525	112,752
148	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Municipal (Betim)	330	1,057	255,232
149	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Municipal (Contagem)	450	1,442	211,016
150	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Municipal (Geral)	426	1,365	88,879
151	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Municipal (Nova Lima)	362	1,160	142,998
152	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Municipal (Ribeirão das Neves)	418	1,339	353,762
153	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Privada (Betim)	248	0,794	247,288
154	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Privada (Contagem)	182	0,583	126,422
155	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Privada (Geral)	258	0,826	127,037
156	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Privada (Ribeirão das Neves)	374	1,198	314,224
157	Taxa de Abandono do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Privada (Santa Luzia)	360	1,153	263,836
158	Taxa de Abandono do Ensino Médio na rede Estadual (Belo Horizonte)	106	0,339	48,848
159	Taxa de Abandono do Ensino Médio na rede Estadual (Betim)	184	0,589	136,941

Continuação da Tabela 138				
Ref.	Nome do Indicador	Grau	Centralidade por	
			Grau	Intermediação
160	Taxa de Abandono do Ensino Médio na rede Estadual (Contagem)	150	0,480	90,087
161	Taxa de Abandono do Ensino Médio na rede Estadual (Geral)	150	0,480	90,087
162	Taxa de Abandono do Ensino Médio na rede Estadual (Nova Lima)	258	0,826	155,970
163	Taxa de Abandono do Ensino Médio na rede Estadual (Ribeirão das Neves)	174	0,557	150,415
164	Taxa de Abandono do Ensino Médio na rede Estadual (Santa Luzia)	150	0,480	90,087
165	Taxa de Abandono do Ensino Médio na rede Federal (Belo Horizonte)	128	0,410	54,277
166	Taxa de Abandono do Ensino Médio na rede Federal (Betim)	98	0,314	65,886
167	Taxa de Abandono do Ensino Médio na rede Federal (Contagem)	212	0,679	188,016
168	Taxa de Abandono do Ensino Médio na rede Federal (Geral)	140	0,448	105,747
169	Taxa de Abandono do Ensino Médio na rede Federal (Ribeirão das Neves)	376	1,205	118,780
170	Taxa de Abandono do Ensino Médio na rede Federal (Santa Luzia)	400	1,282	386,477
171	Taxa de Abandono do Ensino Médio na rede Municipal (Contagem)	432	1,384	199,779
172	Taxa de Abandono do Ensino Médio na rede Municipal (Geral)	432	1,384	199,779
173	Taxa de Abandono do Ensino Médio na rede Privada (Belo Horizonte)	418	1,339	353,762
174	Taxa de Abandono do Ensino Médio na rede Privada (Betim)	64	0,205	30,318
175	Taxa de Abandono do Ensino Médio na rede Privada (Contagem)	188	0,602	154,920
176	Taxa de Abandono do Ensino Médio na rede Privada (Geral)	268	0,858	133,402
177	Taxa de Abandono do Ensino Médio na rede Privada (Nova Lima)	362	1,160	266,521
178	Taxa de Abandono do Ensino Médio na rede Privada (Ribeirão das Neves)	164	0,525	112,752
179	Taxa de Abandono do Ensino Médio na rede Privada (Santa Luzia)	268	0,858	133,402
180	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Estadual (Belo Horizonte)	258	0,826	127,037

Continuação da Tabela 138				
Ref.	Nome do Indicador	Grau	Centralidade por	
			Grau	Intermediação
181	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Estadual (Betim)	214	0,685	102,264
182	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Estadual (Contagem)	212	0,679	86,857
183	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Estadual (Geral)	212	0,679	86,857
184	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Estadual (Nova Lima)	192	0,615	99,202
185	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Estadual (Ribeirão das Neves)	174	0,557	105,237
186	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Estadual (Santa Luzia)	408	1,307	164,673
187	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Federal (Belo Horizonte)	294	0,942	145,056
188	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Federal (Geral)	294	0,942	145,056
189	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Municipal (Belo Horizonte)	384	1,230	271,320
190	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Municipal (Betim)	158	0,506	105,129
191	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Municipal (Contagem)	264	0,846	155,583
192	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Municipal (Geral)	368	1,179	93,621
193	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Municipal (Nova Lima)	414	1,326	160,394
194	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Municipal (Ribeirão das Neves)	184	0,589	140,644
195	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Municipal (Santa Luzia)	128	0,410	54,277
196	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Privada (Belo Horizonte)	426	1,365	88,879
197	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Privada (Betim)	426	1,365	88,879
198	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Privada (Contagem)	426	1,365	88,879
199	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Privada (Geral)	426	1,365	88,879
200	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Privada (Nova Lima)	364	1,166	181,788
201	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Privada (Ribeirão das Neves)	112	0,358	69,465

Continuação da Tabela 138				
Ref.	Nome do Indicador	Grau	Centralidade por	
			Grau	Intermediação
202	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Privada (Santa Luzia)	104	0,333	70,182
203	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Estadual (Belo Horizonte)	342	1,096	206,592
204	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Estadual (Betim)	204	0,653	155,448
205	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Estadual (Contagem)	384	1,230	271,320
206	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Estadual (Geral)	408	1,307	164,673
207	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Estadual (Ribeirão das Neves)	388	1,243	109,972
208	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Estadual (Santa Luzia)	426	1,365	88,879
209	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Federal (Belo Horizonte)	414	1,326	160,394
210	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Federal (Geral)	414	1,326	160,394
211	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Municipal (Belo Horizonte)	334	1,070	110,678
212	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Municipal (Betim)	258	0,826	155,970
213	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Municipal (Contagem)	392	1,256	229,534
214	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Municipal (Geral)	212	0,679	86,857
215	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Municipal (Nova Lima)	410	1,314	265,156
216	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Municipal (Ribeirão das Neves)	166	0,532	123,443
217	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Municipal (Santa Luzia)	426	1,365	88,879
218	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Privada (Belo Horizonte)	396	1,269	120,429
219	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Privada (Betim)	450	1,442	211,016
220	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Privada (Contagem)	396	1,269	120,429
221	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Privada (Geral)	426	1,365	88,879
222	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Privada (Nova Lima)	286	0,916	173,021

Continuação da Tabela 138				
Ref.	Nome do Indicador	Grau	Centralidade por	
			Grau	Intermediação
223	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Privada (Ribeirão das Neves)	400	1,282	286,223
224	Taxa de Aprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Privada (Santa Luzia)	186	0,596	95,371
225	Taxa de Aprovação do Ensino Médio na rede Estadual (Belo Horizonte)	210	0,673	114,637
226	Taxa de Aprovação do Ensino Médio na rede Estadual (Betim)	426	1,365	88,879
227	Taxa de Aprovação do Ensino Médio na rede Estadual (Contagem)	220	0,705	116,366
228	Taxa de Aprovação do Ensino Médio na rede Estadual (Geral)	192	0,615	99,202
229	Taxa de Aprovação do Ensino Médio na rede Estadual (Nova Lima)	220	0,705	116,366
230	Taxa de Aprovação do Ensino Médio na rede Estadual (Ribeirão das Neves)	184	0,589	140,644
231	Taxa de Aprovação do Ensino Médio na rede Estadual (Santa Luzia)	236	0,756	163,360
232	Taxa de Aprovação do Ensino Médio na rede Federal (Belo Horizonte)	392	1,256	254,169
233	Taxa de Aprovação do Ensino Médio na rede Federal (Betim)	326	1,044	203,484
234	Taxa de Aprovação do Ensino Médio na rede Federal (Contagem)	388	1,243	109,972
235	Taxa de Aprovação do Ensino Médio na rede Federal (Geral)	362	1,160	131,961
236	Taxa de Aprovação do Ensino Médio na rede Federal (Ribeirão das Neves)	446	1,429	193,007
237	Taxa de Aprovação do Ensino Médio na rede Federal (Santa Luzia)	126	0,403	75,377
238	Taxa de Aprovação do Ensino Médio na rede Municipal (Contagem)	388	1,243	109,972
239	Taxa de Aprovação do Ensino Médio na rede Municipal (Geral)	388	1,243	109,972
240	Taxa de Aprovação do Ensino Médio na rede Privada (Belo Horizonte)	426	1,365	88,879
241	Taxa de Aprovação do Ensino Médio na rede Privada (Betim)	330	1,057	247,929
242	Taxa de Aprovação do Ensino Médio na rede Privada (Contagem)	426	1,365	88,879
243	Taxa de Aprovação do Ensino Médio na rede Privada (Geral)	426	1,365	88,879

Continuação da Tabela 138				
Ref.	Nome do Indicador	Grau	Centralidade por	
			Grau	Intermediação
244	Taxa de Aprovação do Ensino Médio na rede Privada (Nova Lima)	446	1,429	193,007
245	Taxa de Aprovação do Ensino Médio na rede Privada (Ribeirão das Neves)	412	1,320	175,268
246	Taxa de Aprovação do Ensino Médio na rede Privada (Santa Luzia)	338	1,083	201,439
247	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Estadual (Belo Horizonte)	364	1,166	181,788
248	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Estadual (Betim)	364	1,166	181,788
249	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Estadual (Contagem)	212	0,679	86,857
250	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Estadual (Geral)	212	0,679	86,857
251	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Estadual (Nova Lima)	192	0,615	99,202
252	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Estadual (Ribeirão das Neves)	214	0,685	102,264
253	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Estadual (Santa Luzia)	408	1,307	164,673
254	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Federal (Belo Horizonte)	174	0,557	105,237
255	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Federal (Geral)	174	0,557	105,237
256	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Municipal (Belo Horizonte)	364	1,166	181,788
257	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Municipal (Betim)	264	0,846	135,750
258	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Municipal (Contagem)	364	1,166	181,788
259	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Municipal (Geral)	392	1,256	229,534
260	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Municipal (Nova Lima)	334	1,070	151,641
261	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Municipal (Ribeirão das Neves)	150	0,480	90,087
262	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Municipal (Santa Luzia)	392	1,256	229,534
263	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Privada (Belo Horizonte)	426	1,365	88,879
264	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Privada (Betim)	446	1,429	193,007

Continuação da Tabela 138				
Ref.	Nome do Indicador	Grau	Centralidade por	
			Grau	Intermediação
265	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Privada (Contagem)	426	1,365	88,879
266	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Privada (Geral)	426	1,365	88,879
267	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Privada (Nova Lima)	364	1,166	181,788
268	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Privada (Ribeirão das Neves)	214	0,685	102,264
269	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Finais na rede Privada (Santa Luzia)	152	0,487	73,803
270	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Estadual (Belo Horizonte)	162	0,519	115,640
271	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Estadual (Betim)	192	0,615	114,786
272	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Estadual (Contagem)	268	0,858	260,700
273	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Estadual (Geral)	368	1,179	93,621
274	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Estadual (Ribeirão das Neves)	376	1,205	204,114
275	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Estadual (Santa Luzia)	364	1,166	140,169
276	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Federal (Belo Horizonte)	414	1,326	160,394
277	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Federal (Geral)	414	1,326	160,394
278	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Municipal (Belo Horizonte)	396	1,269	120,429
279	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Municipal (Betim)	266	0,852	156,389
280	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Municipal (Contagem)	392	1,256	229,534
281	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Municipal (Geral)	236	0,756	163,360
282	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Municipal (Nova Lima)	410	1,314	265,156
283	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Municipal (Ribeirão das Neves)	186	0,596	157,643
284	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Municipal (Santa Luzia)	426	1,365	88,879
285	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Privada (Belo Horizonte)	396	1,269	120,429

Continuação da Tabela 138				
Ref.	Nome do Indicador	Grau	Centralidade por	
			Grau	Intermediação
286	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Privada (Betim)	340	1,089	200,985
287	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Privada (Contagem)	362	1,160	131,961
288	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Privada (Geral)	426	1,365	88,879
289	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Privada (Nova Lima)	286	0,916	173,021
290	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Privada (Ribeirão das Neves)	400	1,282	286,223
291	Taxa de Reprovação do Ensino Fundamental Anos Iniciais na rede Privada (Santa Luzia)	186	0,596	95,371
292	Taxa de Reprovação do Ensino Médio na rede Estadual (Belo Horizonte)	364	1,166	181,788
293	Taxa de Reprovação do Ensino Médio na rede Estadual (Betim)	294	0,942	145,056
294	Taxa de Reprovação do Ensino Médio na rede Estadual (Contagem)	426	1,365	88,879
295	Taxa de Reprovação do Ensino Médio na rede Estadual (Geral)	392	1,256	254,169
296	Taxa de Reprovação do Ensino Médio na rede Estadual (Nova Lima)	192	0,615	114,786
297	Taxa de Reprovação do Ensino Médio na rede Estadual (Ribeirão das Neves)	392	1,256	254,169
298	Taxa de Reprovação do Ensino Médio na rede Estadual (Santa Luzia)	408	1,307	164,673
299	Taxa de Reprovação do Ensino Médio na rede Federal (Belo Horizonte)	400	1,282	286,223
300	Taxa de Reprovação do Ensino Médio na rede Federal (Betim)	352	1,128	170,311
301	Taxa de Reprovação do Ensino Médio na rede Federal (Contagem)	398	1,275	223,449
302	Taxa de Reprovação do Ensino Médio na rede Federal (Geral)	234	0,750	229,717
303	Taxa de Reprovação do Ensino Médio na rede Federal (Ribeirão das Neves)	346	1,108	289,617
304	Taxa de Reprovação do Ensino Médio na rede Federal (Santa Luzia)	202	0,647	96,798
305	Taxa de Reprovação do Ensino Médio na rede Municipal (Contagem)	368	1,179	93,621
306	Taxa de Reprovação do Ensino Médio na rede Municipal (Geral)	368	1,179	93,621

Continuação da Tabela 138				
Ref.	Nome do Indicador	Grau	Centralidade por	
			Grau	Intermediação
307	Taxa de Reprovação do Ensino Médio na rede Privada (Belo Horizonte)	426	1,365	88,879
308	Taxa de Reprovação do Ensino Médio na rede Privada (Betim)	314	1,006	157,577
309	Taxa de Reprovação do Ensino Médio na rede Privada (Contagem)	426	1,365	88,879
310	Taxa de Reprovação do Ensino Médio na rede Privada (Geral)	426	1,365	88,879
311	Taxa de Reprovação do Ensino Médio na rede Privada (Nova Lima)	408	1,307	164,673
312	Taxa de Reprovação do Ensino Médio na rede Privada (Ribeirão das Neves)	412	1,320	175,268
313	Taxa de Reprovação do Ensino Médio na rede Privada (Santa Luzia)	338	1,083	201,439