



Universidade de Brasília
Departamento de Estatística

**Criminalidade no Brasil e no Distrito Federal:
uma aplicação da Análise de Correspondência e da Regressão Log-Linear**

Aretha Pessanha Cordeiro

Orientadora:
Prof. Maria Teresa Leão Costa

**Brasília
2020**

Aretha Pessanha Cordeiro

**Criminalidade no Brasil e no Distrito Federal:
uma aplicação da Análise de Correspondência e da Regressão Log-Linear**

Orientadora:
Prof. Maria Teresa Leão Costa

Relatório apresentado para o Departamento de Estatística, Instituto de Ciências Exatas, Universidade de Brasília, como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Bacharel em Estatística.

**Brasília
2020**

Agradecimento

Antes de mais nada, tenho que agradecer à Deus e à Nossa Senhora Aparecida por todo o aprendizado ao longo dessa fase, por me encher de experiências que me tornaram quem sou e que me fizeram chegar aonde estou.

Não vou mentir, eu poderia classificar essa fase como a mais intensa das quais vivi até agora. Me vi em muitos altos e baixos que, além da minha força de vontade, só as pessoas ao meu lado, como meus amigos, meus pais e familiares, meu Tio José Francisco, minha Tia Marcelle, para me darem energia para enfrentar.

Como sabemos, há pessoas que entram na sua vida para ficar, assim como há aquelas que apenas vêm para nos ensinar. Por isso, prefiro não destacar nomes, mas saibam que independente de qualquer coisa eu agradeço por fazerem parte de tudo ou só um pedaço dessa minha fase.

Agradeço também às minhas oportunidades de estágio, onde eu pude aprender muito, não só sobre a profissão, mas também sobre mim, além de me proporcionarem conhecer pessoas incríveis.

Por fim, agradeço tanto à UnB, por sua qualidade e esforço para com os alunos, em especial o departamento CIC/EST, quanto aos professores pelas suas dedicações em ensinar da melhor maneira possível e em formarem ótimos cidadãos e profissionais, principalmente aos professores Jhames, Ana Maria e a maravilhosa Maria Teresa. Essa última sempre esteve comigo em todos os momentos, seja como professora, seja como uma figura fraternal dentro da instituição.

Como diria a música do Queen: "The show must go on". Com a fé, quebramos barreiras e conquistamos o mundo.

Muito obrigada a todos!

Resumo

Criminalidade no Brasil e no Distrito Federal: uma aplicação da Análise de Correspondência e da Regressão Log-Linear

Mais de 20 anos de estudo sobre criminalidade se passaram e ainda nota-se o uso de técnicas estatísticas triviais para analisar o comportamento da criminalidade no Brasil e no Distrito Federal, tais como *rankings* e taxas brutas, bem como a carência de qualidade e de metodologia concisa dos dados criminais. O presente projeto traz uma nova perspectiva do estudo das diferenças entre os padrões das tipologias de crimes nas Unidades de Federação do Brasil e nas Regiões Administrativas do Distrito Federal, ao utilizar as técnicas Análise de Correspondência e da Regressão Log-Linear. Com essas técnicas aplicadas aos dados disponíveis pelo Ministério da Justiça e pela Secretaria de Segurança Pública do Distrito Federal no período de 2016 a 2019, pôde-se observar que o Brasil teve maior percentual de crime furto de veículo, mas que grande parte das Unidades de Federação se configuram como violentas. Já o Distrito Federal teve maior frequência de crime roubo a transeunte, assim como a maior parte de suas Regiões Administrativas estão associadas a esse e outros crimes violentos. No entanto, tanto essas associações quanto o impacto do tempo não puderam ser devidamente explicados pelo modelo por causa do tamanho da amostra. Dessa forma, compreende-se que essas técnicas podem vir a contribuir para com o aprimoramento dos estudos relacionados à criminalidade dentro de suas limitações.

Palavras-chave: Análise de Correspondência; Regressão Log-Linear; Criminalidade no Brasil; dados públicos.

Lista de Tabelas

1	Exemplo de tabela de contingência	22
2	Exemplo de matriz de correspondência	22
3	Exemplo de furto de loja: inércias principais (autovalores λ_j^2), inércia total, as proporções da inércia total explicada por cada autovalor e as proporções acumuladas	25
4	Exemplo de modelos log-lineares hierárquicos de três dimensões	29
5	Distribuição dos registros de ocorrências, por tipo de crime segundo ano - Brasil, 2016 - 2019	34
6	Distribuição dos registros de ocorrências, por tipo de crime segundo ano - Brasil - Distrito Federal, 2016 - 2019	35
7	Quantidade de registros de ocorrências por tipo de crime segundo Órgão Público, Brasil - Distrito Federal, 2016-2019	35
8	Taxas de ocorrências registradas por 100 mil habitantes segundo ano - Brasil, 2016 - 2019	38
9	Taxas de ocorrências registradas (por 100 mil habitantes), por tipo de crime segundo ano - Brasil, 2016 - 2019	38
10	Taxas de registros de ocorrências (por 100 mil habitantes), por unidade de federação segundo ano - Brasil, 2016 - 2019	39
11	Distribuição de registros de ocorrências, por unidade de federação segundo tipo de crime - Brasil, 2016 - 2019	41
12	Resultado do testes Qui-Quadrado de associação para as variáveis Unidade de Federação e Tipo de Crime	43
13	Dimensões, inércias e porcentagens da variância utilizando Análise de Correspondência Simples - Brasil	44
14	Qualidade e contribuição dos tipos de crimes e das unidades de federação nas dimensões escolhidas - Brasil	44
15	Qualidade e contribuição dos tipos de crimes e das unidades de federação nas dimensões escolhidas - Brasil	45
16	Comparação dos modelos para os dados do Ministério da Justiça - Brasil .	46
17	Efeito das variáveis no modelo escolhido para os dados do Ministério da Justiça - Brasil	47
18	Coefficientes estimados do modelo escolhido para os dados do Ministério da Justiça - Brasil	48
19	Taxas de ocorrências registradas por 100 mil habitantes segundo ano - Brasil - Distrito Federal, 2016 - 2019	49
20	Taxas de registros de ocorrências (por 100 mil habitantes), por tipo de crime segundo ano - Brasil - Distrito Federal, 2016 - 2019	50

21	Taxas de registros de ocorrências (por 100 mil habitantes), por região administrativa segundo ano - Brasil - Distrito Federal, 2016 - 2019	51
22	Quantidade de registros de ocorrências das UPTs, por tipo de crime - Brasil - Distrito Federal, 2016 - 2019	53
23	Resultado do testes Qui-Quadrado de associação para as variáveis localidade e Tipo de Crime - Brasil - Distrito Federal	56
24	Dimensões, inércias e porcentagens da variância utilizando Análise de Correspondência Simples - Brasil - Distrito Federal	56
25	Qualidade e contribuição dos tipos de crimes e das UPTs nas dimensões escolhidas - Brasil - Distrito Federal	57
26	Dimensões, inércias e porcentagens da variância utilizando Análise de Correspondência Simples - Brasil - Distrito Federal	59
27	Qualidade e contribuição dos tipos de crimes e das RAs nas dimensões escolhidas - Brasil - Distrito Federal	59
28	Comparação dos modelos para os dados do Secretaria de Segurança Pública - Brasil - Distrito Federal	61
29	Efeito das variáveis no modelo escolhido para os dados do Secretaria de Segurança Pública - Brasil - Distrito Federal	62
30	Coefficientes estimados do modelo escolhido para os dados do Secretaria de Segurança Pública - Brasil - Distrito Federal	62
31	Estimativa populacional - Brasil, 2016-2019	71
32	Projeção populacional - Brasil - Distrito Federal, 2016-2019	72
33	Distribuição dos registros de ocorrências, por Grandes Regiões e tipo de crime segundo ano - Brasil, 2016 - 2019	74
34	Distribuição dos registros de ocorrências, por Unidade de Federação e tipo de crime segundo ano - Brasil, 2016 - 2019	75
35	Distribuição dos registros de ocorrências, por UPT e tipo de crime segundo ano - Brasil, 2016 - 2019	77
36	Distribuição dos registros de ocorrências, por Regiões Administrativas e tipo de crime segundo ano - Brasil - Distrito Federal, 2016 - 2019	78
37	Tabela 36: Distribuição dos registros de ocorrências, por Regiões Administrativas e tipo de crime segundo ano - Brasil - Distrito Federal, 2016 - 2019	79
38	Teste de superdispersão dos modelos para os dados do Ministério da Justiça - Brasil	82
39	Teste de superdispersão dos modelos para os dados do Secretaria de Segurança Pública - Brasil - Distrito Federal	82
40	Coefficientes estimados do modelo escolhido para os dados do Ministério da Justiça - 2016	83

41	Coeficientes estimados do modelo escolhido para os dados do Ministério da Justiça - 2017	83
42	Coeficientes estimados do modelo escolhido para os dados do Ministério da Justiça - 2018	83
43	Coeficientes estimados do modelo escolhido para os dados do Ministério da Justiça - 2019	84

Lista de Quadros

1	Organização das Naturezas dos Crimes	31
2	Organização das Unidades de Planejamentos Territoriais	32

Lista de Ilustrações

1	Análise de Correspondência para os dados do site arqueológico-tipo de cerâmica	26
2	Quantidade de registros de ocorrências, por ano segundo Órgão Público - Brasil - Distrito Federal, 2016-2019	36
3	Taxa de registros de ocorrências (por 100 mil habitantes), por ano segundo Órgão Público - Brasil - Distrito Federal, 2016-2019	36
4	Proporção de registros de ocorrência de crime no Brasil e Distrito Federal por tipo de crime, 2016 - 2019	37
5	Taxas de registros de ocorrências por 100 mil habitantes registradas por unidades de federação, Brasil, 2016 - 2019	40
6	Proporção dos registros de ocorrências das unidades de federação, por tipo de crime - Brasil, 2016 - 2019	43
7	Mapa perceptual entre Unidade de Federação e Tipo de Crime - Brasil, 2016 - 2019	46
8	Análise de Diagnósticos do modelo escolhido para os dados do Ministério da Justiça - Brasil	48
9	Taxas de registros de ocorrências por 100 mil habitantes registradas por região administrativa, Brasil - Distrito Federal, 2016 - 2019	52
10	Proporção dos registros de ocorrência das UPTs, por tipo de crime - Brasil - Distrito Federal, 2016 - 2019	55
11	Proporção dos registros de ocorrência das regiões administrativas, por tipo de crime - Brasil - Distrito Federal, 2016 - 2019	55
12	Mapa perceptual entre UPTs e Tipo de Crime - Brasil - Distrito Federal	58
13	Proporção dos registros de ocorrência das regiões administrativas por tipo de crime, Brasil - Distrito Federal, 2016 - 2019	58
14	Mapa perceptual entre Região administrativa e Tipo de Crime - Brasil - Distrito Federal	61
15	Análise de Diagnósticos do modelo escolhido para os dados do Secretaria de Segurança Pública	63

Lista de Abreviaturas e Siglas

AIC	Critério de Informação de Akaike
BIC	Critério de Informação Bayesiano
CODEPLAN	Companhia de Planejamento do Distrito Federal
Consegs	Conselhos Comunitários de Segurança
CP	Componentes Principais
DF	Distrito Federal
DVS	Decomposição de Valores Singulares
g.l.	Graus de liberdade
IC	Intervalo de confiança
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
MJ	Ministério da Justiça
n ^o	número
p.	Página
PNSP	Plano Nacional de Segurança Pública
Proerd	Programa Educacional de Resistência às Drogas e à Violência
RAs	Região Administrativas
SENASP	Secretaria Nacional de Segurança Pública
SINESPJC	Sistema Nacional de Estatísticas em Segurança Pública e Justiça Criminal
SINESP	Sistema Nacional de Informações de Segurança Pública, Prisionais e sobre Drogas
SSP	Secretaria de Segurança Pública
SSP-DF	Secretaria de Segurança Pública do Distrito Federal
SUSP	Sistema Único de Segurança Pública
UF	Unidade de Federação
UNODC	United Nations Office on Drugs and Crime
UPT	Unidade de Planejamento Territorial
vs.	<i>Versus</i>

Sumário

1 Introdução	15
2 Objetivos	17
2.1 Objetivo Geral	17
2.2 Objetivos Específicos	17
3 Referencial Teórico	18
3.1 Criminalidade no Brasil e o sentimento de insegurança	18
3.2 Segurança Pública	18
3.3 Criminalidade no Distrito Federal	19
3.4 Conceitos dos tipos de crimes	20
3.5 Qualidade dos dados criminais	20
3.6 Análise de Correspondência	21
3.7 Regressão Log-linear	26
4 Materiais e métodos	31
4.1 Banco de dados	31
4.2 Aplicação das técnicas	32
5 Resultados	34
5.1 Registros de ocorrências no Brasil	37
5.2 Registros de ocorrências no Distrito Federal	49
6 Conclusão	64
Referências	66
Apêndices	71

1 Introdução

Em um mundo globalizado, onde a procura por informações cresce a cada dia, ainda depara-se com a ignorância e a carência de aprofundamento em estudos relacionados a criminalidade, criando a visão de que “quaisquer que sejam os resultados alcançados, [...], considera-se como bem sucedido” (BEATO, 2004, p. 130).

Antes de mais nada, é importante compreender que a criminalidade não trata somente de crimes violentos intencionais e violência sexual, ela também abrange todos os tipos de furtos e roubos e o enfrentamento contra esses, segundo Monteiro, Guellati e Ferreira (2017), contribuem tanto para a qualidade de vida quanto para as questões socioeconômicas do país.

Ela está tão presente na mídia impressa e falada que parte da sociedade já a considera como algo cotidiano, a ponto de se tornar apática ou de gerar visões estereotipadas como, por exemplo, “O Rio não é para amadores” (FBSP, 2020).

Cabe destacar, que o Brasil vinha apresentando queda tanto na taxa de roubo e furto de veículos por 100 mil habitantes, quanto na de mortes violentas intencionais nos últimos anos, com exceção do primeiro semestre de 2020, período em que houve um aumento de 8,3% nessas mortes, conforme Fórum Brasileiro de Segurança Pública (FBSP, 2020). Esse mesmo comportamento também é observado quantitativamente com respeito ao Distrito Federal pelo Fórum de Segurança Pública, assim como pelos dados disponíveis no site da Secretaria de Segurança Pública do Distrito Federal (SSP-DF).

No entanto, somente números absolutos e taxas não são suficientes para compreensão acerca de qualquer assunto atualmente, ainda mais se visto em forma de *ranking* (PEIXOTO, LIMA & DURANTE, 2004). Dessa forma, surgiu o interesse em aplicar outras técnicas estatísticas que possam vir a aprimorar esses estudos, bem como mostrar a importância da revisão metodológica de dados públicos. Optou-se por analisar as possíveis associações entre as Unidades de Federação (UF) e os tipos de crimes, assim como entre Regiões Administrativas (RAs) do DF e os tipos de crimes, considerando o período de 2016 a 2019, e estabelecer um modelo que explicasse essas relações.

Para o estudo de associação e definição do modelo, utilizando os dados advindos do Ministério da Justiça (MJ), para o caso do Brasil, e da SSP-DF, para o caso do DF, considerou-se a utilização da Análise de Correspondência e da Regressão Log-Linear, técnicas que lidam com variáveis categóricas. A primeira traz uma interpretação no ponto de vista exploratório enquanto a segunda, no conceito de modelagem. Elas podem apresentar novas perspectivas sobre os estudos de criminalidade e contribuir para as políticas públicas.

O presente trabalho é composto por 7 etapas. Além da introdução, a segunda etapa consiste nos objetivos estudados; qual o motivo por trás e os pontos de interesse. A terceira etapa é denominada como referencial teórico, esse é composto pelo contexto da criminalidade, a qualidade dos dados e os detalhes das técnicas. A quarta etapa, metodologia, descreve os bancos de dados utilizados e como as técnicas foram aplicadas enquanto a quinta e a sexta etapas trazem informações acerca dos resultados e das discussões, respectivamente. Por fim, têm-se as referências utilizadas como base nesse trabalho.

2 Objetivos

2.1 Objetivo Geral

Analisar se há diferença entre os padrões das tipologias de crimes nas localidades - UF e RA - do Brasil e no DF, respectivamente, por meio da Análise de Correspondência e da Regressão Log-Linear, utilizando tanto os dados disponíveis do Ministério da Justiça quanto nos da Secretaria de Segurança Pública do DF.

2.2 Objetivos Específicos

- Comparar os dados do Distrito Federal advindos do Ministério da Justiça e da Secretaria de Segurança Pública;
- Verificar se há diferença entre os padrões das tipologias de crimes nas localidades - UF e RA - por meio da Análise de Correspondência;
- Definir um modelo que explique as associações entre tipologias de crime e localidade e o impacto do tempo, caso ocorra, utilizando a Regressão Log-Linear;
- Contribuir com a melhoria da aplicação estatística em pesquisas relacionadas à criminalidade evidenciando a necessidade da qualidade dos dados públicos.

3 Referencial Teórico

3.1 Criminalidade no Brasil e o sentimento de insegurança

A criminalidade e a violência sempre estiveram presentes na história do Brasil. Na atualidade, os veículos de comunicação passaram a compartilhar informações mais veemente com a sociedade, fazendo o assunto ganhar notoriedade (SOARES, 2014; TAVARES, 2016). Se por um lado, foi despertado o interesse por debates com o intuito de melhorar as taxas de criminalidade no país, abrangendo as mais diversas áreas profissionais, por outro lado encontra-se certa banalização que, em conjunto com a qualidade dos serviços públicos, traz o sentimento de anestesia ou insegurança (SOARES, 2014; TAVARES, 2016; COSTA, DURANTE, 2019; FBSP, 2020).

[...] o crime, a violência e conseqüentemente o medo tornaram-se características constituintes dos grandes centros urbanos brasileiros, o que gera ainda mais medo, alimenta preconceitos e altera e orienta o cotidiano do cidadão comum, bem como suas estratégias de proteção. (MIRAGLIA, 2008, p. 5).

Atualmente, o Brasil é considerado um dos países de maior taxa de homicídio da América do Sul, conforme matéria da United Nations Office on Drugs and Crime (UNODC) em 2019 (UNODC, 2019), ainda que as taxas de homicídio dolosos tenham demonstrado queda nos últimos anos, segundo Atlas da Violência (IPEA, 2020).

Sendo assim, até o momento nota-se validade na visão de Miraglia (2008) e Tavares (2016) quanto a carência do impacto das leis e pesquisas criadas na redução dos índices de criminalidade e no debate entre a esfera política e institucional.

3.2 Segurança Pública

Segurança Pública é o dever e o direito, estabelecido pelo Art. 144 da Constituição Federal de 1988, de proteção para com as pessoas e o patrimônio por meio das obrigações estabelecidas aos órgãos protetores.

De acordo com Peixoto, Lima e Durante (2004, p. 14), “muitas políticas públicas iniciadas nesta área dependem de um longo tempo de maturação”. A importância desse dever bem como o papel fundamental da informação tem sido destacada há pelo menos 30 anos, com idas e vindas de projetos a fim de diminuir os índices criminais (IPEA, 2020).

Com o Decreto nº 2.315, de 4 de setembro de 1997, houve a criação da Secretaria Nacional de Segurança Pública (SENASP), órgão vinculado ao MJ, que por sua vez trouxe propostas de gestão de informações e de políticas públicas nessa área, tais como o Plano

Nacional de Segurança Pública (PNSP) e Sistema Único de Segurança Pública (SUSP) (FIGUEIRA, 2015; FIGUEIREDO, 2017; COSTA, 2017).

Apesar de o SUSP ter sido sugerido em meados de 2003, com o intuito de trazer a questão da informação como peça-chave da política e propor a Rede Integrada de Informações para a Segurança Pública, a lei só foi instituída em 2018, com numeração 13.675, de 11 de junho de 2018. (FIGUEIRA, 2015; BEATO, 2004; IPEA; 2020).

Também houve a criação do Sistema Nacional de Estatísticas em Segurança Pública e Justiça Criminal (SINESPJC), o qual passaria a se responsabilizar sobre as informações estatísticas e repartir conhecimento para outrem, sendo, posteriormente, implementado o Sistema Nacional de Informações de Segurança Pública, Prisionais e sobre Drogas (Sinesp) por meio da Lei n.º 12.681, de 4 de julho de 2012 (FIGUEIRA, 2015). No entanto, entende-se que a cada passo dado, o Brasil volta dois, pelo foco dos investimentos em Segurança Pública se concentrarem mais em equipamentos do que em projetos inovadores, conforme Costa (2017) relata.

Além disso, o Atlas da violência (IPEA, 2020) relata retrocesso por causa das divergências de opiniões, seja na sociedade, seja no governo e ainda constata-se a urgência por informações estruturadas as quais viabilizem aprimoramento de políticas públicas, como gestão da informação em segurança pública (FIGUEIRA, 2015; FIGUEIREDO, 2017).

3.3 Criminalidade no Distrito Federal

No presente momento, o território do DF é dividido em 33 RAs e, de acordo com Oliveira Junior e Guellati (2016), pode-se dizer que a Segurança Pública no DF tem como principal órgão a Secretaria de Segurança Pública (SSP), sendo um de seus pilares a Polícia Civil, por ser responsável pelo registro de ocorrências criminais e por “interligar o Poder Judiciário às atividades das demais agências policiais” (p. 242).

Para essa unidade federativa, houve diversos projetos com a finalidade da redução da criminalidade ao longo dos anos, mas a realização de uma avaliação com relação ao impacto desses projetos ainda é vista como um obstáculo (FIGUEIREDO FILHO; FERNANDES, 2020). Alguns projetos foram:

- A criação dos Conselhos Comunitários de Segurança (Consegs) em cada RA, através do Decreto nº 24.101 no dia 25 de setembro de 2003. Esse ressaltou as divergências dos territórios na visão dos problemas de ordem pública (OLIVEIRA JUNIOR, GUELLATI, 2016);
- O policiamento comunitário, o qual trouxe a dificuldade da implementação de pos-

tos comunitários de segurança, devido à falta de efetivo tanto para cuidar do local quanto para atender chamados assim como a falta de assessoramento técnico especializado (OLIVEIRA JUNIOR, GUELLATI, 2016; COSTA, 2017);

- Programa Educacional de Resistência às Drogas e à Violência (Proerd);
- O projeto Pacto pela Vida, com o Decreto nº 36.619, de 21 de julho de 2015. Esse indicou interrupção do crescimento de crimes violentos letais e intencionais em 2015 (FIGUEIREDO FILHO; FERNANDES, 2020);
- As pesquisas de vitimização. Essas trouxeram as percepções dos cidadãos com relação a segurança e o sentimento de medo, como cita Costa e Durante (2019).

No entanto, salienta-se um ponto em comum tanto para UNODC (2011) quanto para Costa e Durante (2019): a Segurança Pública não depende só do quantitativo de policiais, mas deve atentar-se a presença e a qualidade do policiamento e os aspectos que contribuem para esses apontamentos.

3.4 Conceitos dos tipos de crimes

Diante dos crimes que esse trabalho irá analisar, faz-se necessário compreender seus conceitos. De acordo com o Código Penal Brasileiro (BRASIL, 2017) e com a Portaria nº 229, de 10 de dezembro de 2018 :

- Estupro - ato libidinoso sem consentimento do outrem;
- Furto - apoderar-se de um objeto sem consentimento do dono;
- Homicídio doloso - ato precedido de intenção de violência contra a vida que resulta em morte;
- Lesão corporal seguida de morte - agressão física resultante em morte;
- Roubo - apoderar-se, por meio de atos violentos e/ou graves ameaças, de um objeto sem consentimento do dono;
- Latrocínio - roubo seguido de morte.

3.5 Qualidade dos dados criminais

Os dados são considerados um fator contribuinte para informações, uma vez que a manipulação destes “constituem um dos modos de compreender e controlar as populações”

(PEIXOTO, LIMA & DURANTE, 2004, p. 13), bem como são grandes auxiliares nas tomadas de decisões e planejamentos futuros.

No entanto, só deixaram de ser “informações estratégicas e secretas” (FIGUEIRA, 2015, p. 91) e passaram a ter o interesse da sociedade recentemente, quanto foram exigidas transparência e clareza a ponto de ter sido criada a lei complementar nº 131 no Brasil, de 27 de maio de 2009, conhecida como Lei da Transparência.

Ainda assim, os apontamentos de Beato (2004) quanto a importância de dados consistentes, a disponibilidade e a dificuldade do acesso desses à população para um estudo mais aprofundado se encontram presentes, dado o relato sobre a dificuldade na consolidação de informações encontrado na 14ª edição do Anuário Brasileiro de Segurança Pública, mesmo reconhecendo “a disposição de diversos servidores públicos” (FBSP, 2020, p. 15) em contribuir para tal ato.

Costa e Lima (2018) alegam que a falta de uma metodologia concisa e de uma breve explicação dos objetivos para o uso desses podem gerar informações errôneas, como o fato de as estatísticas criminais oficiais serem consideradas somente os registros de ocorrências feitos nas delegacias da Polícia Civil, desconsiderando as sub-notificações.

Além disso, as estatísticas oficiais são consideradas duvidosas por alguns estudiosos devido a sua qualidade. A coleta de dados também contribui para esse fator, seja pela falta de treinamento dos avaliadores; de clareza e transparência; de detalhamento; de periodicidade; de padronização ou pelos erros de preenchimento e pela geração de conhecimento embrionário, o que dificulta ainda mais as análises estatísticas (FIGUEIRA, 2015; FIGUEIREDO, 2017; COSTA & LIMA, 2018). Nota-se um olhar ainda primitivo quando Figueira (2015) diz que as estatísticas criminais são vistas com finalidade “puramente cadastrais” (p. 78) e que o tema somente é abordado que há necessidade da parte das organizações.

A procura por dados criminais também pode ser considerada um empecilho na realização de pesquisas, pois ainda se depara com dados sigilosos ou se disponíveis às vezes demonstram carência de qualidade ou de explicação (MACHADO, 2013; COSTA & LIMA, 2018). As fontes mais reconhecidas são: MJ; SSP estaduais e do DF; Fórum Brasileiro de Segurança Pública, SINESP e DATASUS.

3.6 Análise de Correspondência

Diante de um conjunto de técnicas, conhecida como Análise Multivariada - que estudam, de forma simultânea, a relação entre as diversas características coletadas de observações de interesse, seja para realizar apenas redução da dimensionalidade dos dados, seja para estudá-los descritivamente ou até para realizar estudos inferenciais - a Análise de

Correspondência é conhecida como a técnica que identifica possíveis associações entre as categorias das variáveis de interesse através da redução de dimensionalidade, sendo aplicada em dados categóricos ou em dados quantitativos que foram agrupados em categorias (GREENACRE, 2007; RENCHER, 2002; SARTÓRIO, 2008).

Um dos enfoques dessa técnica, de acordo com Greenacre (2012) e Hardle e Simar (2015), é apresentar o máximo de informações da tabela em estudo num subespaço de dimensões, de modo que seja possível ser representado graficamente. Os seguintes conceitos de dimensão e espaço de dimensão, explicados por Benzécri (1992), são considerados relevantes para compreensão.

Novamente, como a noção de dimensão é definida pela possibilidade de fixar sem ambiguidade ou redundância dos pontos por um certo número de coordenadas, também dizemos que o conjunto das n -tuplas ordenadas de números reais (x_1, x_2, \dots, x_n) constitui um espaço de dimensão n (BENZÉCRI, 1992, p. 19, tradução própria).

A Análise de Correspondência analisa dados que estão organizados em forma de tabela de contingência inicialmente calculando as frequências relativas devido ao cuidado com a escala (GREENACRE, 2007). A forma como é feito esse cálculo interfere nas definições dos outros conceitos a serem utilizados.

Para realizar os demais passos dessa técnica, toma-se como base a tabela de contingência de duas variáveis, uma com I categorias e outra com J e a matriz de correspondência \mathbf{P} , cuja é composta pelas células da tabela divididas pelo número total de observações, conforme Rencher (2002).

Tabela 1: Exemplo de tabela de contingência

		Variável Y				Total
		1	2	...	j	
Variável X	1	n_{11}	n_{12}	...	n_{1j}	n_{1+}
	2	n_{21}	n_{22}	...	n_{2j}	n_{2+}

	i	n_{i1}	n_{i2}	...	n_{ij}	n_{i+}
Total		n_{+1}	n_{+2}	...	n_{+j}	n_{++}

Fonte: RENCHER, 2002, p. 515

Tabela 2: Exemplo de matriz de correspondência

		Variável Y				Total
		1	2	...	j	
Variável X	1	p_{11}	p_{12}	...	p_{1j}	p_{1+}
	2	p_{21}	p_{22}	...	p_{2j}	p_{2+}

	i	p_{i1}	p_{i2}	...	p_{ij}	p_{i+}
Total		p_{+1}	p_{+2}	...	p_{+j}	$p_{++} = 1$

Fonte: RENCHER, 2002, p. 516

Onde:

- n_{ij} : observação da i -ésima categoria na j -ésima categoria;
- n_{i+} : total de observações da i -ésima categoria;
- n_{+j} : total de observações da j -ésima categoria;
- n_{++} : total de observações;
- p_{ij} : frequência relativa $\frac{n_{ij}}{n_{++}}$.

A partir das definições das notações de Izenman (2008) e Rencher (2002), define-se os perfis de linhas e de colunas, assim como suas respectivas massas:

$$\text{perfil da } i\text{-ésima linha} = \frac{n_{ij}}{n_{i+}} \quad \text{perfil da } j\text{-ésima coluna} = \frac{n_{ij}}{n_{+j}} \quad (3.6.1)$$

$$\text{massa da } i\text{-ésima linha} = \frac{n_{i+}}{n_{++}} \quad \text{massa da } j\text{-ésima coluna} = \frac{n_{+j}}{n_{++}} \quad (3.6.2)$$

Muitos autores tratam as massas como pesos, sendo auxiliares nas interpretações gráficas, como mostra Hardle e Simar (2015), ou acrescentando a perspectiva de perfil médio em seu próprio conceito, como é visto por Greenacre (2007). Detalhando a ideia desse último autor, Izenman (2008) reescreve a massa da linha em termos de massa e de perfil da coluna, vista na equação abaixo:

$$\text{massa da } i\text{-ésima linha} = \sum_j (\text{massa da } j\text{-ésima coluna}) \times (\text{perfil da } j\text{-ésima coluna}) \quad (3.6.3)$$

Ainda que definidos os conceitos acima, faz-se necessário padronizar as frequências antes de estudar as associações, em virtude da escala e em caso de diferentes totais das categorias. Uma solução que estuda as distâncias entre os perfis ao mesmo tempo em que resolve a questão das diferentes variâncias é o somatório das distâncias Qui-Quadrado, conhecido como estatística Qui-Quadrado, equação 3.6.4 descrita para o caso das linhas. Contudo, deve atentar-se às regras das células com contagem inferior a 5, fazendo reagrupamento, se necessário (GREENACRE, 2007; HAIR, 2009; GREENACRE, 2012; RENCHER, 2002).

$$\chi^2 = \sum_i \sum_j \frac{(O_{ij} - E_{ij})^2}{E_{ij}} = \sum_i \sum_j \left[n_{i+} \frac{\left(\frac{n_{ij}}{n_{i+}} - \frac{n_{+j}}{n_{++}} \right)^2}{\frac{n_{+j}}{n_{++}}} \right] \quad (3.6.4)$$

A equação 3.6.4 parte do pressuposto de que o perfil médio é independente, ou melhor, as variáveis estudadas não dependem entre si (GREENACRE, 2012). Dessa forma, segundo Rencher (2002), utiliza-se o teste de independência para averiguar a veracidade dessa suposição, considerando a hipótese nula como esses serem associados e a hipótese alternativa, caso contrário.

Supondo que a hipótese nula seja verdadeira, é verificado se o resultado da equação 3.6.4 proporcional à distribuição relacionada à $(I-1)(J-1)$ graus de liberdade (g.l.) está na região de rejeição estabelecida pelo nível de significância escolhido pelo pesquisador. Caso esteja, pode-se dizer que há evidências estatísticas suficientes que comprovam a

associação entre as variáveis e que os perfis das linhas não são parecidos entre si, valendo também para o perfil das colunas (RENCHER, 2002; HARDLE & SIMAR, 2015).

Como dito anteriormente, a Análise de Correspondência dispõe os dados em análise na perspectiva de dimensão, gerando novas posições dos perfis. Essas projeções não são os pontos originais, isto é, há perda de informação. No entanto, cada dimensão representa as informações dos dados em forma de variabilidade total, conhecida como inércia e pode ser calculada na forma de massa e distância χ^2 (GREENACRE, 2007; GREENACRE, 2012). A inércia total pode ser definida como:

$$\text{inércia} = \sum_i \frac{n_{i+}}{n_{++}} \left[\sum_j \frac{\left(\frac{n_{ij}}{n_{i+}} - \frac{n_{+j}}{n_{++}} \right)^2}{\frac{n_{+j}}{n_{++}}} \right] = \frac{\chi^2}{n_{++}} \quad (3.6.5)$$

Por consequência, o resultado do teste de hipótese possui influência na resposta dela, podendo indicar que os perfis não estão dispersos em relação às respectivas médias em caso de independência, ou seja, o valor da inércia é baixo (GREENACRE, 2012; IZENMAN, 2008).

Com relação a dimensão, a quantidade de dimensões estimadas é definida conforme a quantidade de categorias de ambas variáveis, levando em conta aquela que possuir o menor número de categorias e subtrai essa por 1. Logo, há limitação na quantidade mínima de categorias que uma variável deve possuir, tendo que ser três ou mais, além de quando essa subtração resultar em mais de 3 dimensões a visualização gráfica se torna complexa (HAIR, 2009; SOUZA et al, 2002 *apud* SARTÓRIO, 2008; GREENACRE, 2007).

A redução é feita no que Jolliffe (2002) e Rencher (2002) chamam de matriz de resíduos da medida de associação (equação 3.6.6) e essa definirá as contribuições de cada categoria e as novas coordenadas capaz de retratar “uma baixa explicação dimensional para possíveis desvios da independência dessas variáveis” (IZENMAN, 2008, p. 633, tradução própria).

$$\mathbf{Z} = \mathbf{D}_r^{-\frac{1}{2}} (\mathbf{P} - \mathbf{r}\mathbf{c}') \mathbf{D}_c^{-\frac{1}{2}} \quad (3.6.6)$$

Onde:

- \mathbf{r} : vetor das massas das linhas;
- \mathbf{c} : vetor das massas das colunas;
- \mathbf{D}_r : matriz diagonal do vetor \mathbf{r} ;
- \mathbf{D}_c : matriz diagonal do vetor \mathbf{c} .

Para reduzir a dimensionalidade, utiliza-se a decomposição de valores singulares

(DVS), cuja uma matriz estudada \mathbf{A} pode se transformada em matrizes de autovetores (\mathbf{U} e \mathbf{V}') e de valores singulares ($\mathbf{\Lambda}$), sendo que esse último ao quadrado são autovalores (λ_s^2).

$$\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{\Lambda}\mathbf{V}' \tag{3.6.7}$$

Segundo Hardle e Simar (2015), essa decomposição mostra a variância explicada de cada categoria e dimensão para compor a inércia total, sendo esse último calculado por

$$\frac{\lambda_s^2}{\sum_{s=1}^k \lambda_s^2} \tag{3.6.8}$$

Hair (2009), Johnson e Wichern (2007) e Greenacre (2012) relatam que a escolha das dimensões devem representar pelo menos 80% das inércias acumuladas, eliminando as que apresentarem pouca dispersão. A Tabela 3 é um exemplo de como os resultados são expressos.

Tabela 3: Exemplo de furto de loja: inércias principais (autovalores λ_j^2), inércia total, as proporções da inércia total explicada por cada autovalor e as proporções acumuladas

Eixos	Inércia	Porcentagem	Acumulado
1	0,3504	58,13	58,13
2	0,1192	19,78	77,91
3	0,0700	11,61	89,52
4	0,0382	6,35	95,86
⋮	⋮	⋮	⋮
10	0,0003	0,06	99,97
11	0,0001	0,02	99,99
12	0,0001	0,01	100,00
Total	0,6027		

Fonte: IZENMAN, 2008, p. 647

Rencher (2002, p. 523) e Izenman (2008, p. 648) também notam que o processo retorna os autovetores \mathbf{U} e \mathbf{V} , os quais informam as direções das associações e colaboram com as definições dos novos eixos

$$\mathbf{A} = \mathbf{D}_r^{\frac{1}{2}}\mathbf{U} \qquad \mathbf{B} = \mathbf{D}_c^{\frac{1}{2}}\mathbf{V} \tag{3.6.9}$$

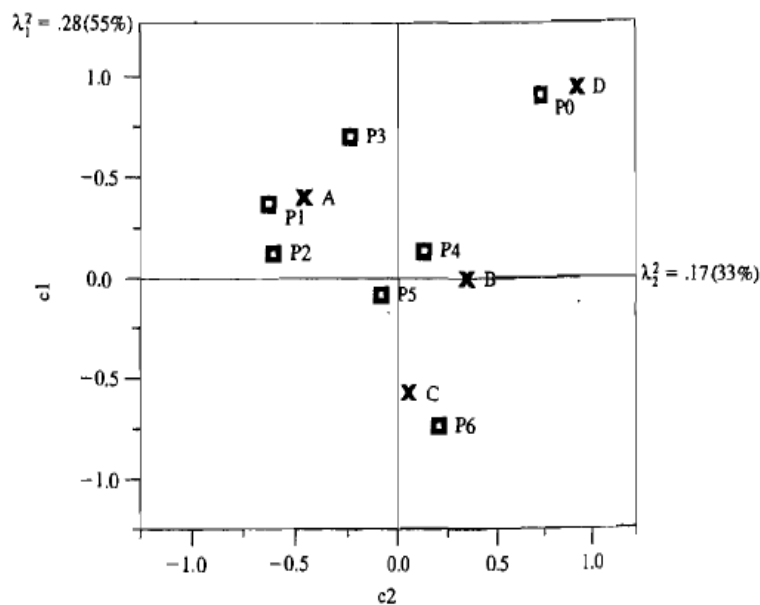
e das novas coordenadas principais

$$\mathbf{X} = \mathbf{D}_r^{-1}\mathbf{A}\mathbf{\Lambda} \qquad \mathbf{Y} = \mathbf{D}_r^{-1}\mathbf{B}\mathbf{\Lambda} \tag{3.6.10}$$

Dessa forma, as categorias das linhas e colunas ficam sobre o mesmo espaço, po-

dendo utilizar a representação gráfica bidimensional denominada mapa perceptual. Essa estuda as associações de acordo com a aproximação das categorias de uma variável entre si e entre as demais da outra variável, revelando se os perfis de linhas são similares e se há combinação com os de coluna (RENCHER, 2002; HAIR, 2009).

Grafico 1: Análise de Correspondência para os dados do site arqueológico-tipo de cerâmica



Fonte: JOHNSON & WICHERN, 2007, p.718, tradução própria

Para o caso de estudar a relação das categorias de 3 variáveis ou mais, pode ser aplicada a extensão dessa técnica, conhecida como Análise de Correspondência Múltipla (GREENACRE, 2012).

3.7 Regressão Log-linear

A Regressão Log-Linear descreve padrões de associação e interação entre variáveis categorizadas. Com a abordagem log-linear, modela-se as frequências de uma tabela de contingência em termos da associação entre variáveis, de forma que especifique como a frequência de uma célula depende dos níveis das variáveis categóricas para aquela célula.

Essa técnica se baseia nas frequências esperadas dos dados de contagem, as quais seguem distribuição Multinomial ou Poisson. Ela avalia todos os tipos de modelos a fim de encontrar aquele que melhor define o comportamento das variáveis e suas possíveis associações (JEANSONNE, 2002; KATERI, 2014; AGRESTI, 2019).

Considera a contagem como variável dependente e geralmente utiliza a distribuição Poisson (CHRISTENSEN, 1990; AGRESTI, 2019).

$$\frac{e^{-\lambda}\lambda^k}{k!}, \text{ com parâmetro } \lambda > 0 \text{ e } k=1,2,3,\dots \quad (3.7.1)$$

onde:

Tomando a Tabela 1 como exemplo e supondo independência, coloca-se essas frequências em termos de probabilidade. Em seguida, aplica-se a função *log* para, enfim, ser definido um modelo de regressão, como apresentado abaixo por Christensen (1990, p. 48) e Agresti (2019, p. 194):

$$E_{ij} = \frac{n_i + n_{+j}}{n} = np_{i+}p_{+j}$$

$$\log(E_{ij}) = \log(np_{i+}p_{+j}) = \log(n) + \log(p_{i+}) + \log(p_{+j})$$

então

$$\log(E_{ij}) = \lambda + \lambda_i^X + \lambda_j^Y \quad (3.7.2)$$

onde:

- λ : controla o tamanho da amostra;
- λ_i^X : efeito principal da variável X;
- λ_j^Y : efeito principal da variável Y.

Posteriormente, é ajustada a frequência esperada por meio da estimação de máxima verossimilhança, método que deriva e iguala a zero o *log* do produtório da função de distribuição de uma variável em função do parâmetro dessa distribuição (JEAN-SONNE, 2002; KATERI, 2014). Além do mais, as seguintes relações com os parâmetros são estabelecidas assim como Hardle et al (2007, p. 106) denomina :

$$\lambda = \frac{1}{IJ} \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \log(E_{ij}) \quad \lambda_i^X = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J \log(E_{ij}) - \lambda \quad \lambda_j^Y = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I \log(E_{ij}) - \lambda$$

$$\lambda_{ij}^{XY} = \log(E_{ij}) - (\lambda_i^X + \lambda_j^Y) - \lambda \text{ (se o modelo estudado conter interação)}$$

Essas estimativas mostram como o modelo se ajusta em relação aos dados e utilizam-se, na forma de *log*, a chance - proporção da probabilidade de um evento ocorrer sobre um menos essa probabilidade - e a razão de chances para obter uma interpretação mais detalhada (KATERI, 2014).

Christensen (1990) e Jeansone (2002) justificam esse uso por conta da ligação com a transformação natural e da relação entre os parâmetros e eles, mostrado por Agresti (2019) com a "diferença entre dois parâmetros de efeito principal de um tipo particular" (p. 195, tradução própria).

Se considerar apenas 2 categorias em cada variável da Tabela 2 e supor efeito de interação, tem-se o modelo

$$\log(E_{ij}) = \lambda + \lambda_i^X + \lambda_j^Y + \lambda_{ij}^{XY} \quad (3.7.3)$$

Assim, o \log da razão de chances para esse modelo pode ser calculado da forma como esse último autor denota (p. 196):

$$\begin{aligned} \log(\theta) &= \log\left(\frac{E_{11}E_{22}}{E_{12}E_{21}}\right) = \\ &= \log E_{11} + \log E_{22} - \log E_{12} - \log E_{21} \\ &= (\lambda + \lambda_1^X + \lambda_1^Y + \lambda_{11}^{XY}) + (\lambda + \lambda_2^X + \lambda_2^Y + \lambda_{22}^{XY}) - \\ &\quad - (\lambda + \lambda_1^X + \lambda_2^Y + \lambda_{12}^{XY}) - (\lambda + \lambda_2^X + \lambda_1^Y + \lambda_{21}^{XY}) \\ \log(\theta) &= \lambda_{11}^{XY} + \lambda_{22}^{XY} - \lambda_{12}^{XY} - \lambda_{21}^{XY} \end{aligned} \quad (3.7.4)$$

Contudo, ele ainda destaca a importância de atentar-se à questão da parametrização, pois não se utiliza todos os níveis de um parâmetro visto que um deles é redundante. Consequentemente, segundo Jeansonne (2002) e Kateri (2014), isso influencia as estimativas e as verificações dos ajustes do modelo e afeta as probabilidades marginais da tabela ajustada sob independência, justificando a imposição de restrições, tais como:

$$\sum_{i=1}^I \lambda_i^X = \sum_{j=1}^J \lambda_j^Y = 0 \quad \text{ou} \quad \lambda_1^Y = \lambda_1^X = 0$$

$$\sum_i \lambda_{ij}^{XY} = \sum_j \lambda_{ij}^{XY} = 0 \quad \text{ou} \quad \lambda_{1j}^{XY} = \lambda_{i1}^{XY} = 0 \quad (\text{acrescenta-se caso o modelo tenha interação})$$

Logo, o modelo 3.7.2 leva em conta 1 parâmetro de λ por seguir a distribuição Poisson, $I - 1$ de λ_i^X e $J - 1$ de λ_j^Y , totalizando $1 + (I - 1) + (J - 1) = I + J - 1$ parâmetros "livres", enquanto o modelo 3.7.3 totaliza IJ (KATERI, 2014; HARDLE & SIMAR, 2015).

Note que IJ corresponde ao número de células da Tabela 2 e, portanto, o desvio é 0 e o modelo se ajusta perfeitamente aos dados, sendo denominado como modelo saturado (CRISTENSEN, 1990; AGRETI, 2019).

Além disso, é considerado como modelo hierárquico por, nesse caso, conter todos os parâmetros de ordem menor que o λ_{ij}^{XY} (HARDLE et al, 2007). Essa última definição, conforme Hardle e Simar (2015), também pode ser aplicada em modelos "onde se um conjunto de parâmetros é um conjunto igual a zero, todos os parâmetros de ordem supe-

rior contendo os mesmos índices também são conjuntos iguais a zero” (p. 268, tradução própria), mas não se enquadraria à definição de saturado.

O teste de razão de verossimilhança é utilizado para saber se um modelo se ajusta bem aos dados, apresentado abaixo por Hardle et al (2007, p. 111) de forma adaptada para esse contexto. Ele ainda relata que esse define a hipótese nula como o modelo em estudo tendo um bom ajuste e o calcula seguindo a distribuição χ^2 , com os g.l. definidos pelo g.l. do modelo saturado, número de parâmetros menos um, menos o g.l. do modelo de interesse.

$$G^2 = 2 \sum_{i,j} n_{ij} \log \left(\frac{n_{ij}}{\hat{E}_{ij}} \right) \tag{3.7.5}$$

Esse teste também pode ser utilizado para comparar outros modelos e informar aquele de melhor ajuste, uma vez que Kateri (2014) percebe que a medida que aumenta a quantidade de variáveis a serem estudadas, maior será a quantidade de possíveis modelos, exemplificado na Tabela 4.

Tabela 4: Exemplo de modelos log-lineares hierárquicos de três dimensões

Modelo	Descrição	$\log E_{ijk}$
(X,Y,Z)	Independência de X, Y, Z	$\lambda + \lambda_i^X + \lambda_j^Y + \lambda_k^Z$
	Independência conjunta de	
(Y,XZ)	Y para X e Z	$\lambda + \lambda_i^X + \lambda_j^Y + \lambda_k^Z + \lambda_{iz}^{XZ}$
(X,YZ)	X para Y e Z	$\lambda + \lambda_i^X + \lambda_j^Y + \lambda_k^Z + \lambda_{jk}^{YZ}$
(Z,XY)	Z para X e Y	$\lambda + \lambda_i^X + \lambda_j^Y + \lambda_k^Z + \lambda_{ij}^{XY}$
	Independência condicional de	
(XZ,YZ)	X e Y, dado Z	$\lambda + \lambda_i^X + \lambda_j^Y + \lambda_k^Z + \lambda_{ik}^{XZ} + \lambda_{jk}^{YZ}$
(XY,XZ)	Y e Z, dado X	$\lambda + \lambda_i^X + \lambda_j^Y + \lambda_k^Z + \lambda_{ij}^{XY} + \lambda_{ik}^{XZ}$
(XY,YZ)	X e Z, dado Y	$\lambda + \lambda_i^X + \lambda_j^Y + \lambda_k^Z + \lambda_{ij}^{XY} + \lambda_{jk}^{YZ}$
(XY,XZ,YZ)	Associação homogênea	$\lambda + \lambda_i^X + \lambda_j^Y + \lambda_k^Z + \lambda_{ij}^{XY} + \lambda_{jk}^{YZ} + \lambda_{ik}^{XZ}$
(XYZ)	Saturado	$\lambda + \lambda_i^X + \lambda_j^Y + \lambda_k^Z + \lambda_{ij}^{XY} + \lambda_{jk}^{YZ} + \lambda_{ik}^{XZ} + \lambda_{ijk}^{XYZ}$

Fonte: KATERI, 2014, p. 97

Consequentemente, as estimativas dos parâmetros irão mudar bem como a razão de chances, podendo ser recomendado a utilização de métodos iterativos como Newton-Raphson ou Fisher-scoring. Sob um modelo saturado com três variáveis, calcula-se a razão 3.7.4 aplicada sob cada categoria de uma terceira variável (HARDLE et al, 2007; AGRESTI, 2019).

A comparação entre modelos pode ser feita com base nos resultados dos testes, conforme descreve Christensen (1990, p. 89) de forma adaptada à esse contexto

$$G^2(r \text{ versus}(vs.) s) = G^2(r \text{ vs. saturado}) - G^2(s \text{ vs. saturado}) \tag{3.7.6}$$

e os graus de liberdade

$$df(r \text{ vs. } s) = df(r \text{ vs. saturado}) - df(s \text{ vs. saturado}) \quad (3.7.7)$$

Em caso de mais de um modelo adequado, Hardle et al (2007) e Kateri (2014) relatam que é feito a seleção através do critério de informação de Akaike (AIC) ou do critério de informação bayesiano (BIC) bem como de um algoritmo de "passo", cujo verifica se um modelo é bom conforme a entrada e/ou a retirada de um efeito.

O problema de ajustar um modelo utilizando a distribuição Poisson é que essa deve apresentar média e variância iguais, caso contrário se depara com superdispersão. A superdispersão mostra que há "mais variabilidade em volta dos valores preditos do modelo" (MOAITI, OTHMAN & MOFTAH, 2019, p. 8, tradução própria) e isso pode acontecer por causa de *outliers* e de células zeradas, o que, conseqüentemente, ocasiona falha na estimativas e nos erros padrões, bem como má interpretação e desvio residual alto.

Para saber se o modelo é adequado diante dessa questão, é utilizado o teste de superdispersão, o qual tem como hipótese nula o modelo com a devida distribuição e/ou transformação não apresentar superdispersão (SELBY, 1965, p. 628). Caso a hipótese seja rejeitada, tem-se como alternativa o ajuste de um modelo de distribuição Binomial negativa, a qual adota uma parâmetro de dispersão na variância (AGRESTI, 2019).

$$E(\mu) \qquad \qquad \qquad Var = \mu + D\mu^2 \quad (3.7.8)$$

Moaiti, Othman e Moftah (2019) ainda citam que essa técnica tem como suposição o tamanho da amostra ser grande. No entanto, Knoke e Burke (1980) relatam que um tamanho muito alto pode apontar rejeição para todos os modelos, menos o saturado, uma vez que essa técnica é proporcional ao tamanho da amostra. Dessa forma, esses autores apresentaram a seguinte alternativa (p. 41, tradução própria).

$$\frac{G^2 \text{do modelo base} - G^2 \text{do modelo alternativo}}{G^2 \text{do modelo base}} \times 100 \quad (3.7.9)$$

Onde se escolhe um modelo para ser a base e compara com os valores da estatística do teste G^2 dos demais modelos, escolhendo aquele em que a proporção é maior que 90%.

Por fim, Kateri (2014) destaca que se o modelo apresentar interação, os efeitos principais não são interpretados e que se for um modelo com muitas dimensões, observa-se os efeitos que não estão contidos.

4 Materiais e métodos

4.1 Banco de dados

Os bancos de dados escolhidos para a execução desse trabalho são os registros de ocorrências criminais disponíveis no site do MJ e da SSP-DF e analisados através dos softwares estatísticos R e SAS *OnDemand*. Ambos os dados são atualizados mensalmente.

Os dados da SSP-DF, que são os repasses dos boletins de ocorrências registrados pela Polícia Civil, se encontram nas diversas abas da seção “Estatísticas e Relatórios”. Para tanto, foi feita uma consolidação dos dados presentes na aba “Série Histórica” e dos dados de Estupro presentes na aba “Violência contra a mulher”, levando em conta o ano, tipo de crime, região administrativa e número de ocorrências.

Os registros encontrados no MJ são um compilado daqueles advindos da SINESPJC e Sinesp Integração e estão separados em registros de ocorrências e registros de vítimas por mês, ano, unidade de federação e tipo de crime. Os dados divulgados mensalmente se referem aos registros de janeiro de 2015 até aos registros de 4 meses anterior ao mês da consulta.

Sobre o tipo de crime, foram analisadas as ocorrências por: Estupro; Furto de veículo; Roubo de veículo; Homicídio doloso; Lesão corporal seguida de morte e Latrocínio. Para os dados do MJ, incluiu-se Tentativa de homicídio; Roubo a instituição financeira e Roubo de Carga. Já para os da SSP-DF, Furto em veículo; Roubo a transeunte; Roubo em coletivo e Roubo em comércio. Esse Orgão não informa no site se a categoria “homicídio” se trata somente do doloso, mas a informação foi confirmada após ligação.

Por fim, foram inseridas as colunas sobre as Grandes Regiões (Norte, Nordeste, Sudeste, Sul, Centro-Oeste) e natureza dos crimes (Crimes contra o patrimônio, Crimes violentos letais e intencionais, outras naturezas) na base dos dados do MJ. Esse último foi organizado com base na estrutura imposta pelo site da SSP-DF, aba “Série histórica”.

Quadro 1: Organização das Naturezas dos Crimes

(Continua)

Crime	
Natureza	Tipo
Crimes contra o patrimônio	Roubo de carga ¹
	Roubo a instituição financeira ¹
	Roubo de veículo
	Roubo a transeunte ²
	Roubo em coletivo ²
	Roubo em comércio ²

Quadro 1: Organização das Naturezas dos Crimes
(Conclusão)

Crime	
Natureza	Tipo
	Furto em veículo ²
Crimes violentos letais e intencionais	Homicídio doloso Lesão corporal seguida de morte Latrocínio
Outras naturezas	Estupro Tentativa de homicídio ¹ Furto de veículo

Nota: 1 - Dados do MJ;

2 - Dados do SSP.

Na base da SSP-DF, foram adicionadas a coluna da natureza dos crimes e das Unidades de Planejamento Territorial (UPTs), que agrupam RAs do DF segundo suas posições geográficas bem como similaridades econômicas e de infraestrutura viária. Essas UPTs foram criadas através do Plano Diretor de Organização Territorial do Distrito Federal, projeto com intuito de aprimorar a gestão urbana e rural (DISTRITO FEDERAL, 2009).

Quadro 2: Organização das Unidades de Planejamentos Territoriais

UPTs	Regiões Administrativas
Central	Brasília, Candangolândia, Cruzeiro, Sudoeste-Octogonal
Central Adjacente 1	Lago Norte, Lago Sul, Park Way, Varjão do Torto
Central Adjacente 2	Águas Claras, Guará, Núcleo Bandeirante, SIA, Riacho Fundo, SCIA-Estrutural, Vicente Pires
Leste	Itapoã, Jardim Botânico, Paranoá, São Sebastião
Oeste	Brazlândia, Ceilândia, Samambaia, Taguatinga
Norte	Fercal, Planaltina, Sobradinho II, Sobradinho
Sul	Gama, Recanto das Emas, Santa Maria, Riacho Fundo II

Nota: Mapa das RAs do DF se encontram no Apêndice C.

Dessa forma, foram considerados o número de ocorrências registradas anuais do período de 2016 a 2019; os tipos de crimes e a localidade - UF/RA do DF, as naturezas do crime e o agrupamento Grandes Regiões/UPTs.

4.2 Aplicação das técnicas

No estudo comparativo, foi realizada a comparação entre os dados do MJ e os dados do SSP-DF, abrangendo somente os tipos de crimes em comum - Estupro; Furto de veículo; Roubo de veículo; crimes violentos letais e intencionais.

Na análise descritiva, foram utilizadas as taxas de ocorrências registradas de cada localidade, equação 4.2.1, para viabilizar a comparação entre elas, uma vez que comparar mediante números absolutos não é indicado porque deve-se levar em consideração a população local.

$$Taxa = \frac{\text{número (nº) de ocorrências na localidade x}}{\text{projeção populacional na localidade x}} \times 100.000 \text{ habitantes} \quad (4.2.1)$$

Para o denominador da equação (4.2.1), foram utilizadas as estimativas populacionais do Brasil disponíveis no Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) sobre o período em estudo, assim como as projeções populacionais das 31 RAs divulgadas pela Companhia de Planejamento do Distrito Federal (CODEPLAN) no período escolhido. Ambos estão dispostos nos Apêndices A e B, na devida ordem.

Além disso, como foram estudadas as quantidades de ocorrências criminais no decorrer dos anos, tornou-se interessante estudar as variações anuais. Essas são calculadas com base na valor registrado pelo ano em estudo em relação ao ano anterior, como mostra a equação (4.2.2):

$$\text{Variação anual} = \frac{\text{nº de ocorrências no ano y} - \text{nº de ocorrências no ano anterior}}{\text{nº de ocorrências no ano anterior}} \times 100 \quad (4.2.2)$$

Na Análise de Correspondência, analisou-se as possíveis associações entre as variáveis localidade e tipo de crime, verificando quais categorias melhor contribuíram para a formação das dimensões, além de terem sido bem representadas por essas. Nesse caso, foi levado em conta os números absolutos e a junção dos registros anuais a fim de evitar contagens inferiores a 5 e comprometer o teste de associação Qui-Quadrado. Ainda assim, essa limitação persistiu, de forma que foi utilizado o agrupamento dos tipos de crimes para a análise dos dados do MJ e o agrupamento tanto da localidade quanto dos tipos de crimes para os dados da SSP-DF.

Por fim, com a definição das categorias que melhor contribuíram e de melhor qualidade na Análise de Correspondência e considerando a variável ano, foi definido um modelo Log-Linear que explicasse as interações dessas categorias e os comportamentos das variáveis, além de explicar o impacto do tempo.

5 Resultados

Em 2019, a população brasileira alcançou a marca de 210.147.125 pessoas, aumento esse de 1,97% em relação aos 206.081.432 de habitantes estimados em 2016. Portanto, são 210.147.125 de brasileiros que estão suscetíveis ao risco de sofrerem alguma tentativa de crime todos os dias; mas será que o número de ocorrências criminais também aumentou entre 2016 e 2019? Ainda não se sabe, todavia, o que se observa é a redução do número de registros feitos nas delegacias de Polícia.

Para tanto, verificou-se que em 2016 haviam 716.043 registros de ocorrências enquanto no ano de 2019, totalizou-se 541.215 registros, conforme a Tabela 5. Dentre os tipos de crimes analisados, houve predominância de furto de veículo nesse período, seguido de roubo de veículo, homicídio doloso e estupro.

Tabela 5: Distribuição dos registros de ocorrências, por tipo de crime segundo ano - Brasil, 2016 - 2019

Tipo de Crime	2016	%	2017	%	2018	%	2019	%
Brasil	716043	100	710037	100	642014	100	541215	100
Variação anual								
			-0,84%		-9,58%		-15,70%	
Crimes contra o patrimônio	296855	41,46	303162	42,70	266948	41,58	202066	37,33
Roubo a instituição financeira	1076	0,15	834	0,12	767	0,12	462	0,08
Roubo de carga	24170	3,38	25743	3,63	21619	3,37	17542	3,24
Roubo de veículo	271609	37,93	276585	38,95	244562	38,09	184062	34,01
Crimes violentos letais e intencionais	54769	7,65	56685	7,98	48935	7,62	39818	7,36
Homicídio doloso	51580	7,2	53316	7,51	46170	7,19	37488	6,93
Lesão corporal seguida de morte	781	0,11	997	0,14	902	0,14	839	0,16
Roubo seguido de morte (latrocínio)	2408	0,34	2372	0,33	1863	0,29	1491	0,28
Outras naturezas	364419	50,89	350190	49,32	326131	50,80	299331	55,31
Estupro	43823	6,12	47118	6,64	49408	7,7	47653	8,8
Furto de veículo	278653	38,92	262993	37,04	240733	37,5	217482	40,18
Tentativa de homicídio	41943	5,85	40079	5,64	35990	5,60	34196	6,32

Essa mesma queda foi identificada no âmbito do DF, o qual havia 3.012.718 habitantes suscetíveis em 2019, segundo a CODEPLAN.

Essa UF totalizou 70.912 registros de ocorrências para o ano de 2016 enquanto para o ano de 2019, foram registrados 50.981 ocorrências de crimes, apresentando acentuada queda de -13,03% entre 2017 e 2018, segundo a Tabela 6. No entanto, os crimes de maiores registros foram roubo a transeunte e furto em veículo, ainda que tenham reduzido ao longo desses quatro anos, totalizando 29.163 e 9.252 em 2019, respectivamente.

Tabela 6: Distribuição dos registros de ocorrências, por tipo de crime segundo ano - Brasil - Distrito Federal, 2016 - 2019

Tipo de Crime	2016	%	2017	%	2018	%	2019	%
Distrito Federal	70912	100	66110	100	57494	100	50981	100
Variação anual				-6,77%		-13,03%		-11,33%
Crimes contra o patrimônio	62571	88,24	59064	89,34	50960	88,64	44745	87,77
Furto em veículo	12799	18,05	12654	19,14	10563	18,37	9252	18,15
Roubo a transeunte	38206	53,88	36742	55,58	33028	57,45	29163	57,2
Roubo de veículo	5663	7,99	4854	7,34	3996	6,95	3427	6,72
Roubo em coletivo	3130	4,41	2679	4,05	1588	2,76	1538	3,02
Roubo em comércio	2773	3,91	2135	3,23	1785	3,1	1365	2,68
Crimes violentos letais e intencionais	635	0,89	543	0,82	474	0,82	435	0,85
Latrocínio	42	0,06	36	0,05	27	0,06	24	0,05
Lesão seguida de morte	5	0,01	5	0,01	8	0,01	4	0,00
Homicídio	588	0,83	502	0,76	439	0,76	407	0,8
Outras naturezas	7706	10,87	6503	9,84	6060	10,54	5801	11,38
Estupro	668	0,94	745	1,13	725	1,26	676	1,33
Furto de veículo	7038	9,92	5758	8,71	5335	9,28	5125	10,05

À vista das informações acerca dessa UF, constatou-se a existência de tipos de crimes em comum nos dados do MJ e da SSP, bem como de crimes diferentes, o que gera divergência na frequência absoluta e no cálculo das taxas de registros criminais.

Os dados da SSP apontaram que os registros de ocorrências desses 4 anos tiveram predominância de roubo a transeunte e furto em veículo, mas ambos os Órgãos Públicos demonstraram quantidade de registros de furto de veículo elevada e parecida, superior a 20.000, enquanto lesão corporal seguida de morte correspondeu somente a 22 registros.

Tabela 7: Quantidade de registros de ocorrências por tipo de crime segundo Órgão Público, Brasil - Distrito Federal, 2016-2019

Tipo de Crime	MJ	SSP
Estupro	2672	2814
Furto de veículo	22654	23256
Furto em veículo	..	45268
Homicídio doloso	1845	1936
Latrocínio	129	129
Lesão corporal seguida de morte	22	22
Roubo a instituição financeira	12	..
Roubo a transeunte	..	137139
Roubo de carga	231	..
Roubo de veículo	17885	17940
Roubo em coletivo	..	8935
Roubo em comércio	..	8058
Tentativa de homicídio	3460	..
Total	48910	245497

Nota: Sinal convencional utilizado:

.. Não se aplica dado numérico

Com relação a quantidade de registros criminais por ano, notou-se pelo Gráfico 2 que tanto o MJ quanto a SSP-DF relataram queda para DF nos 4 anos consecutivos, ainda que o quantitativo tenha sido divergente. Destaca-se que se considerar apenas os tipos de crimes em comum, o número de registros demonstram proximidade e comportamento semelhante e, portanto, pode-se dizer que o quantitativo do Distrito Federal registrado pelo MJ é condizente com aqueles registrados pela SSP-DF.

Essas constatações também foram vistas com relação as taxas de registros. As taxas do MJ consideraram a estimativa populacional do IBGE enquanto as da SSP utilizaram a projeção da CODEPLAN.

Gráfico 2: Quantidade de registros de ocorrências, por ano segundo Órgão Público - Brasil - Distrito Federal, 2016-2019

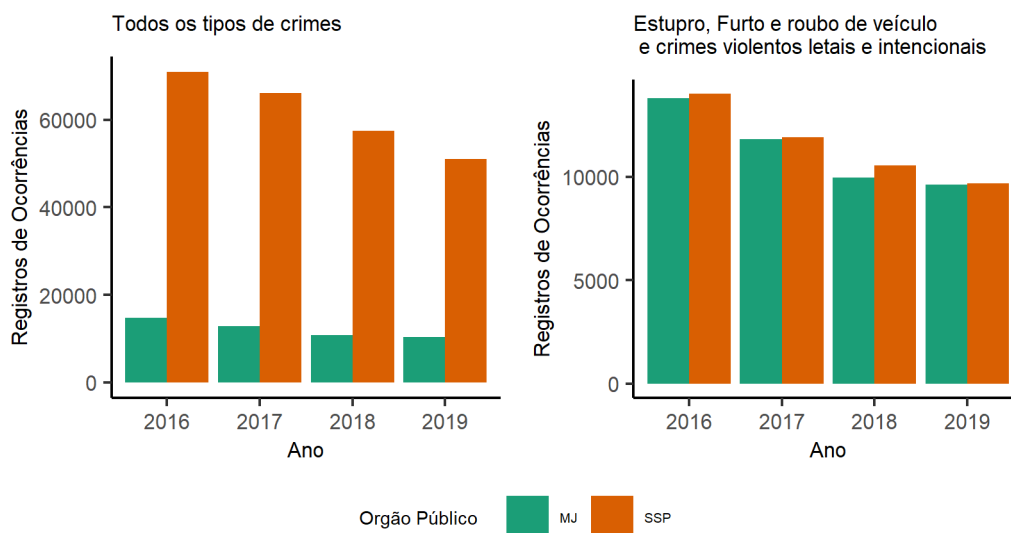
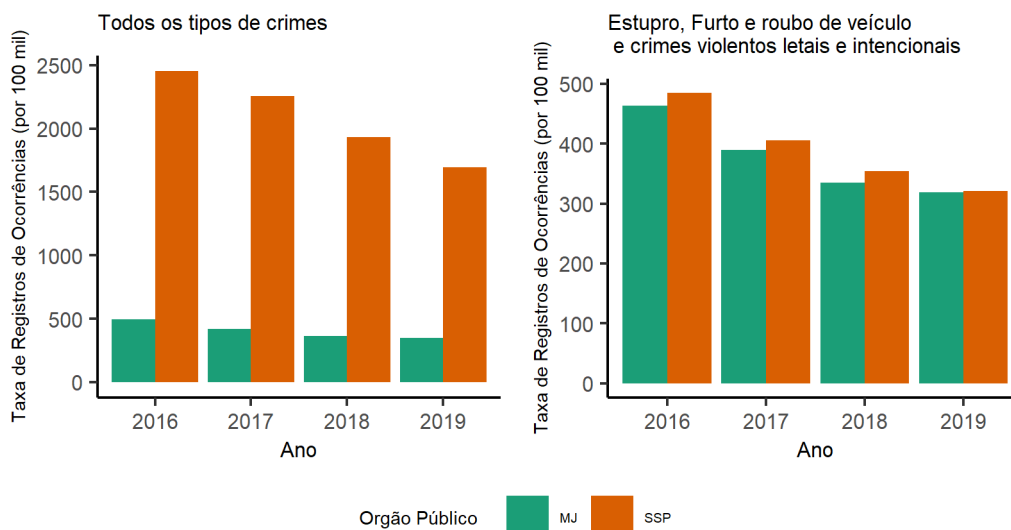


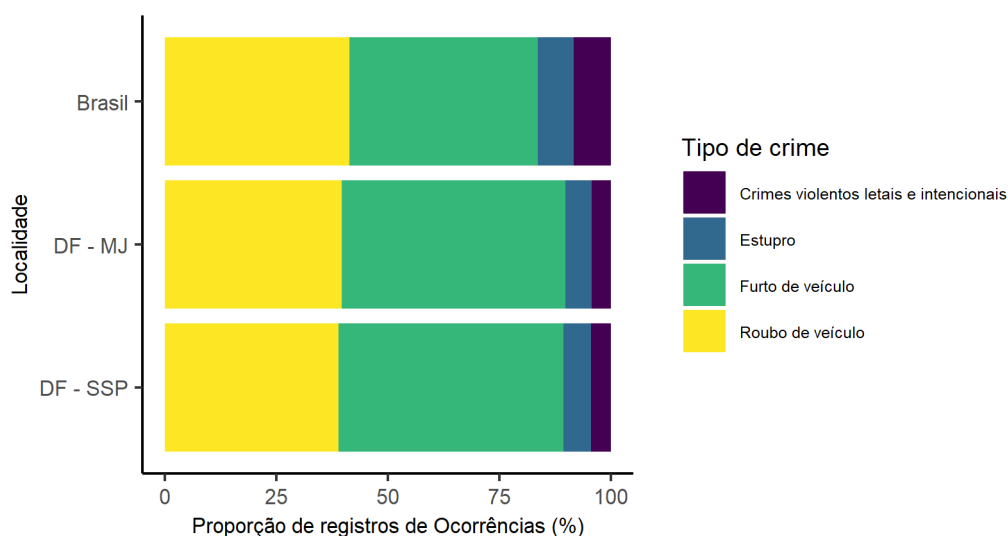
Gráfico 3: Taxa de registros de ocorrências (por 100 mil habitantes), por ano segundo Órgão Público - Brasil - Distrito Federal, 2016-2019



Considerando o agrupamento dos crimes homicídio doloso, latrocínio e lesão seguida de morte sobre a natureza "Crimes violentos letais e intencionais", observou-se a distribuição dos tipos de crimes em comum no Distrito Federal em relação ao Brasil.

Dessa forma, o Gráfico 4 relatou que cerca de 50,11% das ocorrências registradas do Distrito Federal contabilizadas pelo MJ tratavam-se de furtos de veículo e somente 4,42% eram sobre crimes violentos letais e intencionais enquanto o Brasil apresentou 41,31% e 8,47% para esses tipos de crimes, respectivamente. Além disso, foi reiterado a proximidade dos percentuais totalizados pelo MJ e pela SSP.

Gráfico 4: Proporção de registros de ocorrência de crime no Brasil e Distrito Federal por tipo de crime, 2016 - 2019



Por fim, entendeu-se que o Distrito Federal e o Brasil são semelhantes, ambos apresentaram maior percentual de crimes de furto de veículo. No entanto, coube analisar se essa constatação se repete tanto para as UF's quanto para as RAs do DF.

5.1 Registros de ocorrências no Brasil

As taxas de ocorrências registradas de crime por 100 mil habitantes no Brasil caíram ao longo dos 4 anos em estudo. Segundo a Tabela 8, houve queda acentuada entre 2018 e 2019, com variação anual de -16,36%, período esse em que 50% dos Estados deixaram de ter taxas acima de 274,92 registros de ocorrências por 100 mil habitantes e totalizaram menos de 243,79 registros.

Além disso, notou-se que a média de taxas dos Estados também decaiu, cabendo destacar a redução de registros de ocorrências, já vista na Tabela 6, e o aumento populacional dito anteriormente.

Tabela 8: Taxas de ocorrências registradas por 100 mil habitantes segundo ano - Brasil, 2016 - 2019

Medidas	2016	2017	2018	2019
Brasil	347,46	341,92	307,93	257,54
Variação anual		-1,59%	-9,94%	-16,36%
Mediana	272,87	271,23	274,92	243,79
Média	301,75	300,13	281,69	240,92
Desvio-Padrão	117,31	102,52	82,71	76,49

Essa redução consecutiva aconteceu em todos os crimes? Os dados apresentados na Tabela 9 mostraram que somente com relação ao furto de veículo, roubo a instituição financeira, latrocínio e tentativa de homicídio.

Os crimes de outras naturezas tiveram as maiores taxas de registros de ocorrências em todos os anos analisados, sendo que o crime de estupro apresentou aumento até 2018, totalizando 23,7 registros por 100 mil habitantes nesse ano.

Assim como roubo de veículo impacta na taxa de crimes contra o patrimônio, homicídio doloso impacta nos crimes violentos letais e intencionais. Ambas naturezas só decaíram a partir de 2017, totalizando 145,99 e 27,30 registros de ocorrências por 100 mil habitantes em 2019.

Tabela 9: Taxas de ocorrências registradas (por 100 mil habitantes), por tipo de crime segundo ano - Brasil, 2016 - 2019

Tipo de Crime	2016	2017	2018	2019
Crimes contra o patrimônio	144,05	145,99	128,04	96,15
Roubo a instituição financeira	0,52	0,40	0,37	0,22
Roubo de carga	11,73	12,40	10,37	8,35
Roubo de veículo	131,80	133,19	117,30	87,59
Crimes violentos letais e intencionais	26,58	27,30	23,47	18,95
Homicídio doloso	25,03	25,67	22,14	17,84
Lesão corporal seguida de morte	0,38	0,48	0,43	0,40
Roubo seguido de morte (latrocínio)	1,17	1,14	0,89	0,71
Outras naturezas	176,83	168,64	156,42	142,44
Estupro	21,26	22,69	23,70	22,68
Furto de veículo	135,21	126,65	115,46	103,49
Tentativa de homicídio	20,35	19,30	17,26	16,27

Observando o Brasil de forma minuciosa, tem-se que se por um lado São Paulo possuiu 21,7% dos brasileiros desde 2016, por outro lado, 0,4% se encontravam no Amapá, indicando ser o Estado de menor concentração populacional, segundo estimativas do IBGE.

Logo, esperava-se que para os respectivos Estados houvesse maior e menor quantidade de registros de ocorrências no decorrer desses 4 anos. No entanto, a Tabela 10

mostrou que, em 2016, Goiás e Distrito Federal tinham as maiores taxas de ocorrências registradas do Brasil. Rio de Janeiro totalizou 562,51 registros de ocorrência por 100 mil habitantes em 2017, passando a ser o Estado de maior taxa desde então.

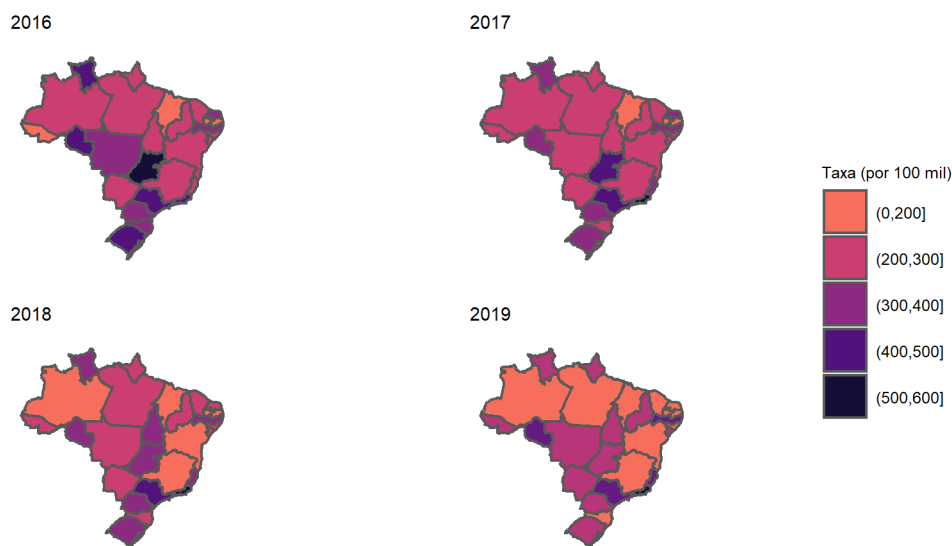
Apesar da Região Nordeste ter apresentado as menores taxas de ocorrências registradas nos 4 anos em estudo, cabe ressaltar o aumento de 208,55% das taxas da Paraíba entre 2016 e 2017, além do aumento de 1,19% das taxas do Piauí entre os dois últimos anos.

Tabela 10: Taxas de registros de ocorrências (por 100 mil habitantes), por unidade de federação segundo ano - Brasil, 2016 - 2019

Unidade de Federação	2016	2017	2018	2019
Norte	247,97	268,86	248,58	206,61
Rondônia	431,72	355,25	365,27	348,35
Acre	59,63	216,48	293,35	294,58
Amazonas	219,58	253,27	190,73	160,02
Roraima	401,38	340,96	328,67	255,88
Pará	230,98	266,58	232,62	178,13
Amapá	261,03	250,21	244,12	230,45
Tocantins	241,76	234,74	303,49	243,89
Nordeste	233,86	243,10	230,36	191,42
Maranhão	182,04	170,84	157,71	137,73
Piauí	243,79	241,08	274,92	278,20
Ceará	240,18	269,03	230,89	163,94
Rio Grande do Norte	317,7	307,01	287,93	195,47
Paraíba	66,66	58	178,96	107,41
Pernambuco	320,81	392,63	321,64	301,82
Alagoas	232,27	220,04	210,57	178,19
Sergipe	272,58	261,79	243,16	221,95
Bahia	217,41	205,16	199,01	163,78
Sudeste	421,45	414,94	372,19	314,12
Minas Gerais	259,54	233,52	188,29	158,44
Espírito Santo	272,87	382,64	320,01	324,06
Rio de Janeiro	490,44	562,51	527,93	434,41
São Paulo	484,96	448,06	403,02	339,79
Sul	366,49	344,63	290,27	245,18
Paraná	362,91	353,49	304,94	270,48
Santa Catarina	311,29	271,23	211,39	198,62
Rio Grande do Sul	403,86	381,17	324,84	249,06
Centro-Oeste	428,99	375,90	330,99	262,64
Mato Grosso do Sul	294,7	285,28	272,52	243,79
Mato Grosso	327,63	284,13	239,48	229,36
Goiás	502,67	437,06	385,04	250,59
Distrito Federal	496,81	421,39	365,15	346,54

O mapa do Gráfico 5 é uma outra forma de ver o comportamento das taxas de ocorrências por unidade de federação ao longo dos 4 anos em análise. Com ele, foi possível perceber que entre 2016 e 2019 mais da metade das unidades de federação tiveram suas taxas reduzidas.

Gráfico 5: Taxas de registros de ocorrências por 100 mil habitantes registradas por unidades de federação, Brasil, 2016 - 2019



Todavia, como se distribuiu os registros de ocorrências em cada UF com relação aos tipos de crimes nesses 4 anos analisados?

Antes de responder, salienta-se que os crimes roubo a instituição financeira, lesão corporal seguida de morte e latrocínio totalizaram tanto taxas quanto contagem baixas, com pode ser visto nas Tabelas 5 e 9.

Visando as técnicas aplicadas a seguir e seguindo a organização das categorias da variável "Natureza do Crime", optou-se por juntar os crimes "lesão seguida de morte" com "latrocínio", denominando a nova categoria como "Lesão corporal ou roubo resultante em morte". Também juntaram os crimes roubo de carga e roubo a instituição financeira em uma única categoria, denominada "Outros crimes contra o patrimônio", ainda que a junção de categorias acarrete certa perda de informação.

Dessa forma, a Tabela 11 informou que nesses 4 anos São Paulo, Santa Catarina, Rio Grande do Sul, Minas Gerais, Paraná e Distrito Federal tiveram maiores ocorrências de furto de veículo. Rio de Janeiro, Pernambuco e Bahia apresentaram predominância de roubo de veículo, cerca de 55,07%, 49,75% e 44,36%, respectivamente.

Os demais tipos de crimes tiveram o quantitativo mais distribuído, como por exemplo o homicídio doloso teve maiores registros na Bahia, mas Pará, Minas Gerais, São Paulo e Ceará também registraram número elevado.

Dos 29.909 registros de ocorrências registrados no Mato Grosso do Sul, 49,12% podem ter correspondido a furto de veículo, mas 23,21% correspondem ao crime de estupro, sendo o percentual mais alto em relação aos demais Estados. Mato Grosso contabilizou 18,36% enquanto Paraná totalizou 15,51% para esse mesmo crime.

Tabela 11: Distribuição de registros de ocorrências, por unidade de federação segundo tipo de crime - Brasil, 2016 - 2019

(Continua)								
Unidade de Federação (%)	Estupro (%)	Furto de veículo (%)	Homicídio doloso (%)	Lesão corporal ou roubo resultante em morte (%)	Outros crimes contra o patrimônio (%)	Roubo de veículo (%)	Tentativa de homicídio (%)	Total (%)
Brasil	188002	999861	188554	11653	92213	976818	152208	2609309
	(7,21)	(38,32)	(7,23)	(0,45)	(3,53)	(37,44)	(5,83)	(100,00)
Norte	26223	52293	23861	1747	1090	56650	13547	222908
	14,95	29,81	13,60	1,00	0,62	32,30	7,72	100
Rondônia	3847	10818	1780	103	28	7116	3050	26742
	(14,39)	(40,45)	(6,66)	(0,39)	(0,10)	(26,61)	(11,41)	(100,00)
Acre	734	1815	1334	62	20	3175	291	7431
	(9,88)	(24,42)	(17,95)	(0,83)	(0,27)	(42,73)	(3,92)	(100,00)
Amazonas	3709	10377	4083	380	192	13633	1120	33494
	(11,07)	(30,98)	(12,19)	(1,13)	(0,57)	(40,70)	(3,34)	(100,00)
Roraima	1056	3038	803	80	13	1723	578	7291
	(14,48)	(41,67)	(11,01)	(1,10)	(0,18)	(23,63)	(7,93)	(100,00)
Pará	12814	16772	13390	866	675	26008	6015	76540
	(16,74)	(21,91)	(17,49)	(1,13)	(0,88)	(33,98)	(7,86)	(100,00)
Amapá	1604	2774	1053	171	70	1458	882	8012
	(20,02)	(34,62)	(13,14)	(2,13)	(0,87)	(18,20)	(11,01)	(100,00)
Tocantins	2459	6699	1418	85	92	3537	1611	15901
	(15,46)	(42,13)	(8,92)	(0,53)	(0,58)	(22,24)	(10,13)	(100,00)
Nordeste	38169	102307	81850	4433	6361	237548	41619	512287
	7,45	19,97	15,98	0,87	1,24	46,37	8,12	100
Maranhão	4853	11898	6904	446	433	16633	4291	45458
	(10,68)	(26,17)	(15,19)	(0,98)	(0,95)	(36,59)	(9,44)	(100,00)
Piauí	2776	11099	2349	219	124	14613	2493	33673
	(8,24)	(32,96)	(6,98)	(0,65)	(0,37)	(43,40)	(7,40)	(100,00)
Ceará	6578	18710	14179	394	1093	35664	5105	81723
	(8,05)	(22,89)	(17,35)	(0,48)	(1,34)	(43,64)	(6,25)	(100,00)
Rio Grande do Norte	639	4770	6054	1165	149	25511	391	38679
	(1,65)	(12,33)	(15,65)	(3,01)	(0,39)	(65,96)	(1,01)	(100,00)
Paraíba	1267	2980	4549	141	209	6325	998	16469
	(7,69)	(18,09)	(27,62)	(0,86)	(1,27)	(38,41)	(6,06)	(100,00)
Pernambuco	7933	22968	16082	693	2462	63073	13562	126773
	(6,26)	(18,12)	(12,69)	(0,55)	(1,94)	(49,75)	(10,70)	(100,00)
Alagoas	2309	4547	5668	218	384	12922	2126	28174
	(8,20)	(16,14)	(20,12)	(0,77)	(1,36)	(45,86)	(7,55)	(100,00)
Sergipe	2332	3657	4151	183	84	10225	2176	22808
	(10,22)	(16,03)	(18,20)	(0,80)	(0,37)	(44,83)	(9,54)	(100,00)
Bahia	9482	21678	21914	974	1423	52582	10477	118530
	(8,00)	(18,29)	(18,49)	(0,82)	(1,20)	(44,36)	(8,84)	(100,00)
Sudeste	70643	575530	48133	3112	76889	499376	55097	175411
	5,32	43,31	3,62	0,23	5,79	37,58	4,15	100
Minas Gerais	5803	96299	13179	606	2409	42864	15813	176973
	(3,28)	(54,41)	(7,45)	(0,34)	(1,36)	(24,22)	(8,94)	(100,00)
Espírito Santo	1767	17863	4633	208	178	17822	9475	51946
	(3,40)	(34,39)	(8,92)	(0,40)	(0,34)	(34,31)	(18,24)	(100,00)
Rio de Janeiro	18366	63855	17779	911	37403	187909	15005	341228
	(5,38)	(18,71)	(5,21)	(0,27)	(10,96)	(55,07)	(4,40)	(100,00)
São Paulo	44707	397513	12542	1387	36899	250781	14804	758633
	(5,89)	(52,40)	(1,65)	(0,18)	(4,86)	(33,06)	(1,95)	(100,00)

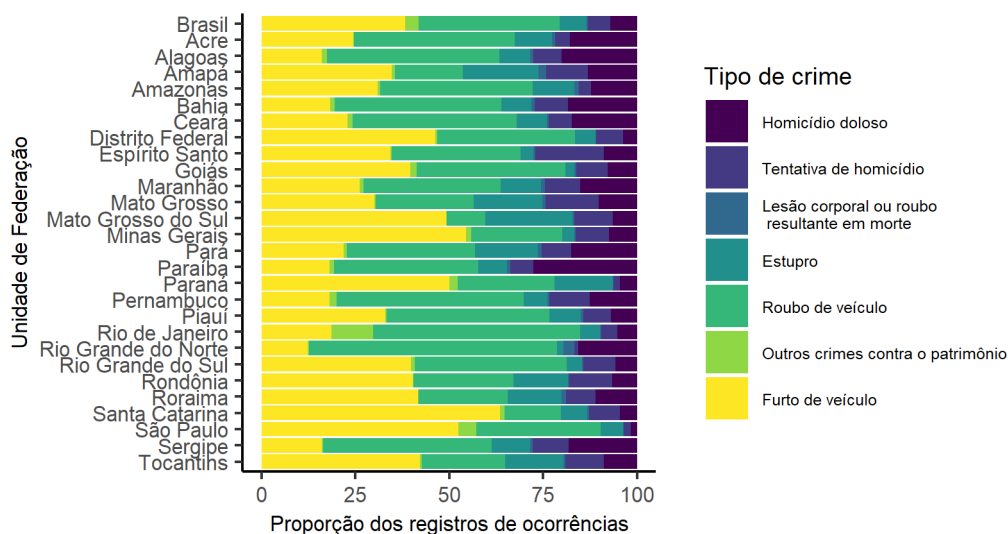
Tabela 11: Distribuição de registros de ocorrências, por unidade de federação segundo tipo de crime - Brasil, 2016 - 2019

Unidade de Federação (%)	(Conclusão)							
	Estupro (%)	Furto de veículo (%)	Homicídio doloso (%)	Lesão corporal ou roubo resultante em morte (%)	Outros crimes contra o patrimônio (%)	Roubo de veículo (%)	Tentativa de homicídio (%)	Total (%)
Sul	34012	178827	18752	1247	5615	110130	21340	1328780
	9,19	48,34	5,07	0,34	1,52	29,77	5,77	100
Paraná	22696	73299	6704	443	3217	37593	2402	146354
	(15,51)	(50,08)	(4,58)	(0,30)	(2,20)	(25,69)	(1,64)	(100,00)
Santa Catarina	4976	44275	3207	266	819	10406	5740	69689
	(7,14)	(63,53)	(4,60)	(0,38)	(1,18)	(14,93)	(8,24)	(100,00)
Rio Grande do Sul	6340	61253	8841	538	1579	62131	13198	153880
	(4,12)	(39,81)	(5,75)	(0,35)	(1,03)	(40,38)	(8,58)	(100,00)
Centro-Oeste	18955	90904	15958	1114	2258	73114	20605	369923
	8,50	40,78	7,16	0,50	1,01	32,80	9,24	100
Mato Grosso do Sul	6943	14692	1956	134	54	3092	3038	29909
	(23,21)	(49,12)	(6,54)	(0,45)	(0,18)	(10,34)	(10,16)	(100,00)
Mato Grosso	6713	11025	3757	280	132	9485	5176	36568
	(18,36)	(30,15)	(10,27)	(0,77)	(0,36)	(25,94)	(14,15)	(100,00)
Goiás	2627	42533	8400	549	1829	42652	8931	107521
	(2,44)	(39,56)	(7,81)	(0,51)	(1,70)	(39,67)	(8,31)	(100,00)
Distrito Federal	2672	22654	1845	151	243	17885	3460	48910
	(5,46)	(46,32)	(3,77)	(0,31)	(0,50)	(36,57)	(7,07)	(100,00)

O Gráfico 6 permitiu comparar a distribuição percentual dos registros de ocorrências do Brasil com relação as Unidades de Federação, segundo a intensidade dos tipos de crimes. Sendo assim, pôde-se dizer que Rio Grande do Norte, Sergipe e Pernambuco foram os Estados que mais divergiram da distribuição do Brasil em se tratando de roubo de veículo. Em contrapartida, Mato Grosso do Sul, Amapá e Paraná sobressaíram com relação ao crime de estupro.

Somente os Estados Goiás e Rio Grande do Sul aparentaram ter distribuição percentual dos tipos de crimes semelhante ao do Brasil. Em caso de comparação mais adequada e de mais detalhes, o Apêndice D traz a quantidade de registros de ocorrências por ano, tipo de crime e UF.

Grafico 6: Proporção dos registros de ocorrências das unidades de federação, por tipo de crime - Brasil, 2016 - 2019



A suposição de dependência entre UF e tipo de crime criada no decorrer do estudo não é rejeitada ao ver o resultado do teste de associação Qui-Quadrado sobre os dados dispostos da Tabela 11.

Considerando o nível de significância de 5%, os resultados da Tabela 12 mostraram que houve evidências suficientes para concluir que as variáveis unidade de federação e tipo de crime estão associadas.

Tabela 12: Resultado do testes Qui-Quadrado de associação para as variáveis Unidade de Federação e Tipo de Crime

Estatística do teste	graus de liberdade	p-valor
582014	156	< 0,01

Desse modo, aplicou-se a Análise de Correspondência. Essa, por sua vez, informou que as duas primeiras dimensões retêm 80,86% dessas informações em termos de variabilidade total (Tabela 13).

A partir da Tabela 14, vislumbrou-se a contribuição dos tipos de crimes Furto de veículo e Homicídio Doloso bem como das UFs São Paulo e Bahia na dimensão 1. Essas categorias também apontaram boa representação, mas vale ressaltar a boa qualidade advinda das UFs da Regiões Nordeste e Sudeste, com exceção do Piauí, Rio de Janeiro e Espírito Santo.

Sobre a segunda dimensão, houve melhor contribuição da categoria Outros crimes contra o patrimônio e da UF Rio de Janeiro. Essas categorias bem como as UFs Tocantins, Roraima, Rondônia e Rio de Janeiro e os crimes também apontaram representação alta em relação as demais.

Tabela 13: Dimensões, inércias e porcentagens da variância utilizando Análise de Correspondência Simples - Brasil

Eixos	Inércia	Porcentagem	Acumulado
1	0,11	50,59	50,59
2	0,07	30,27	80,86
3	0,02	10,68	91,54
4	0,01	5,71	97,25
5	0,00	2,11	99,36
6	0,00	0,64	100,00
Inércia Total	0,2231		

Tabela 14: Qualidade e contribuição dos tipos de crimes e das unidades de federação nas dimensões escolhidas - Brasil

(Continua)

Categorias	Qualidade		Contribuição	
	Dimensão 1	Dimensão 2	Dimensão 1	Dimensão 2
Colunas				
Estupro	0,00	0,26	0,09	9,38
Furto de veículo	0,95	0,04	51,22	3,46
Homicídio doloso	0,70	0,23	28,01	15,10
Lesão corporal ou roubo resultante em morte	0,35	0,10	1,18	0,57
Outros crimes contra o patrimônio	0,00	0,85	0,02	39,72
Roubo de veículo	0,53	0,42	15,00	19,77
Tentativa de homicídio	0,20	0,33	4,48	12,01
Linhas				
Rondônia	0,01	0,65	0,02	1,89
Acre	0,60	0,14	0,40	0,15
Amazonas	0,34	0,17	0,45	0,38
Roraima	0,00	0,81	0,00	0,66
Pará	0,44	0,34	4,40	5,59
Amapá	0,03	0,58	0,04	1,34
Tocantins	0,01	0,73	0,02	1,46
Maranhão	0,60	0,38	1,76	1,86
Piauí	0,26	0,12	0,15	0,12
Ceará	0,78	0,09	4,98	0,97
Rio Grande do Norte	0,55	0,03	5,42	0,57
Paraíba	0,61	0,14	2,38	0,94
Pernambuco	0,90	0,01	9,25	0,13
Alagoas	0,86	0,07	3,29	0,47
Sergipe	0,84	0,15	2,47	0,72
Bahia	0,86	0,11	11,40	2,35
Minas Gerais	0,36	0,29	3,54	4,82
Espírito Santo	0,08	0,24	0,48	2,25

Tabela 15: Qualidade e contribuição dos tipos de crimes e das unidades de federação nas dimensões escolhidas - Brasil

(Conclusão)

Categorias	Qualidade		Contribuição	
	Dimensão 1	Dimensão 2	Dimensão 1	Dimensão 2
Rio de Janeiro	0,21	0,73	8,79	50,11
São Paulo	0,86	0,12	29,96	6,69
Paraná	0,40	0,12	4,22	2,13
Santa Catarina	0,64	0,29	5,09	3,89
Rio Grande do Sul	0,00	0,05	0,00	0,21
Mato Grosso do Sul	0,10	0,51	0,64	5,64
Mato Grosso	0,08	0,54	0,38	4,39
Goiás	0,02	0,03	0,03	0,09
Distrito Federal	0,37	0,09	0,41	0,17

O mapa perceptual do Gráfico 7 mostrou que "outros crimes contra o patrimônio" e "furto de veículo" se encontram no lado esquerdo do gráfico enquanto os crimes como "homicídio doloso" e "lesão corporal ou roubo resultante em morte" se encontram no outro extremo, indicando intensidade dos tipos de crimes ao observar da esquerda para a direita. Além disso, sugeriu-se que as unidades de federação da Região Nordeste foram as mais violentas ao mesmo tempo que Santa Catarina, São Paulo e Paraná tinham tendência a crimes menos violentos.

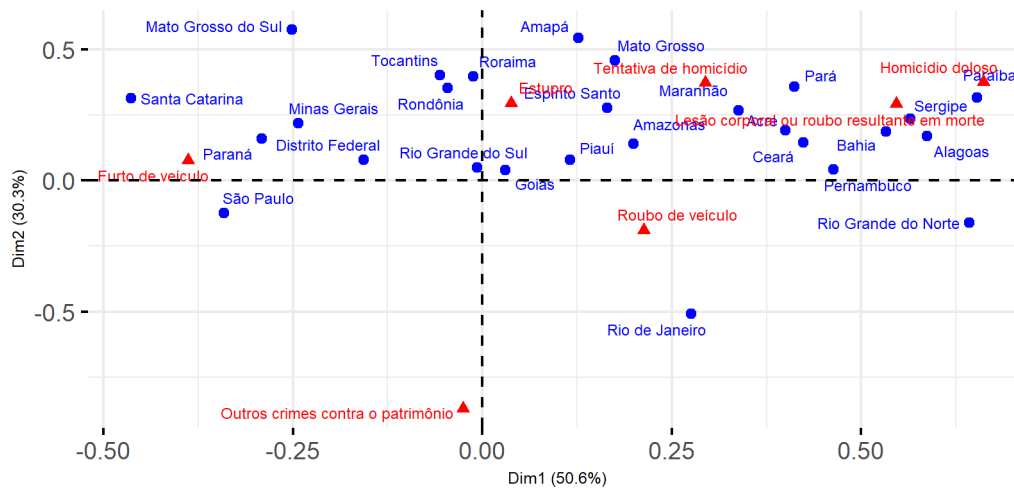
Por outro lado, foi possível verificar que a categoria "Outros crimes contra o patrimônio" teve maior contribuição com a dimensão 2, uma vez que está próxima do eixo. Observou-se que Rio de Janeiro teve maior aproximação de crimes dessa categoria e roubo de veículo, bem como pode ser visto as altas proporções desses tipos de crimes na Tabela 11.

Rio Grande do Sul e Goiás estiveram em cima do ponto de origem, indicando que as proporções dos tipos de crimes foram parecidas com a do Brasil. Pelo Gráfico 6 e a Tabela 11, foi possível averiguar que essa indicação está coerente, bem como notar que a distância entre Paraíba e o ponto de origem, mostraram essa diferença entre as proporções da UF e Brasil com relação a homicídio doloso, por exemplo.

Ademais, notou-se similaridade entre as UFs Tocantins, Rondônia e Roraima ao mesmo tempo que Sergipe, Bahia e Alagoas estiveram perto entre si. Os tipos de crimes não demonstraram perfis semelhantes, mas Lesão corporal ou roubo resultante em morte e homicídio doloso estiveram mais próximos.

Os mapas perceptuais por ano estão dispostos no Apêndice E, mas esses descon sideram as UFs que apresentaram contagem inferior a 5.

Gráfico 7: Mapa perceptual entre Unidade de Federação e Tipo de Crime - Brasil, 2016 - 2019



Com a Análise de Correspondência, foi possível perceber certas associações entre as categorias de localidade e do tipo de crime, todavia, a vantagem de se utilizar a Regressão Log-linear é entender a estrutura dessas interações, bem como os impactos das variáveis, se houver, nas frequências dos registros de ocorrências através de um modelo.

Considerando somente os tipos de crimes que melhor contribuíram para a Análise de Correspondência - Furto de veículo, homicídio doloso, outros crimes contra o patrimônio e roubo de veículo - e o agrupamento por Grandes Regiões, foi verificado todos os tipos de modelos de distribuição Poisson para saber qual desses se ajustaria melhor aos dados em estudo. No entanto, percebeu-se que nenhum era adequado devido a superdispersão. Esses resultados se encontram no Apêndice F.

Dessa forma, utilizou-se os modelos com distribuição Binomial Negativa, que, por sua vez, indicou o modelo de independência através do teste da razão de verossimilhança, ou seja, o modelo que melhor se ajusta aos dados não tem interação.

Tabela 16: Comparação dos modelos para os dados do Ministério da Justiça - Brasil

(Continua)

Modelos	Descrição	Modelo Binomial Negativa		
		Estatística G^2	g.l.	p-valor
(T,A,R)	Independência de T, A, R	83,09	69	0,12
(R, AT)	Independência conjunta de R para A e T	83,07	60	0,03
(A, RT)	Independência conjunta de A para R e T	88,11	57	<0,01
(T, RA)	Independência conjunta de T para R e A	83,05	57	0,01
(RA, RT)	Independência condicional de A e T, dado R	88,82	45	<0,01
(RA, AT)	Independência condicional de R e T, dado A	83,03	48	<0,01
(RT, AT)	Independência condicional de R e A, dado T	92,97	48	<0,01

Tabela 16: Comparação dos modelos para os dados do Ministério da Justiça - Brasil

Modelos	Descrição	(Conclusão)		
		Modelo Binomial Negativa		
		Estatística G^2	g.l.	p-valor
(RT, AR, AT)	Associação homogênea	101,00	36	<0,01
(RTA)	Saturado	0	0	.

Nota: A - Ano; T - Tipo de crime e R - Região.

Esse corresponde a

$$\log(E_{ij}) = \lambda + \lambda_i^{Crime} + \lambda_j^{Ano} + \lambda_k^{Região}$$

e ao verificar os efeitos de cada variável, percebeu-se que o Ano não teve impacto significativo e, portanto, foi retirado do modelo.

Tabela 17: Efeito das variáveis no modelo escolhido para os dados do Ministério da Justiça - Brasil

Variáveis	g.l.	Estatística do teste	p-valor
Tipo de Crime	3	148,10	<0,01
Ano	3	6,99	0,07
Região	4	126,99	<0,01

Sendo assim, o modelo escolhido foi

$$\log(E_{ij}) = \lambda + \lambda_i^{Crime} + \lambda_k^{Região}$$

No que lhe diz respeito, o modelo se enquadrou aos dados e informou através dos coeficientes estimados que a chance dos registros de ocorrências serem de homicídio doloso foi de $\exp(-1,37) = 0,25$, com intervalo de confiança (IC) de 95%: 0,14 a 0,47, ou seja, 85% a menos em relação a chance de furto de veículo, para cada Região do Brasil, enquanto a chance dos registros de ocorrências serem sobre outros crimes contra o patrimônio foi de $\exp(-3,06) = 0,05$ para cada Região. O efeito do crime roubo de veículo não agregou o modelo, visto pelo seu p-valor.

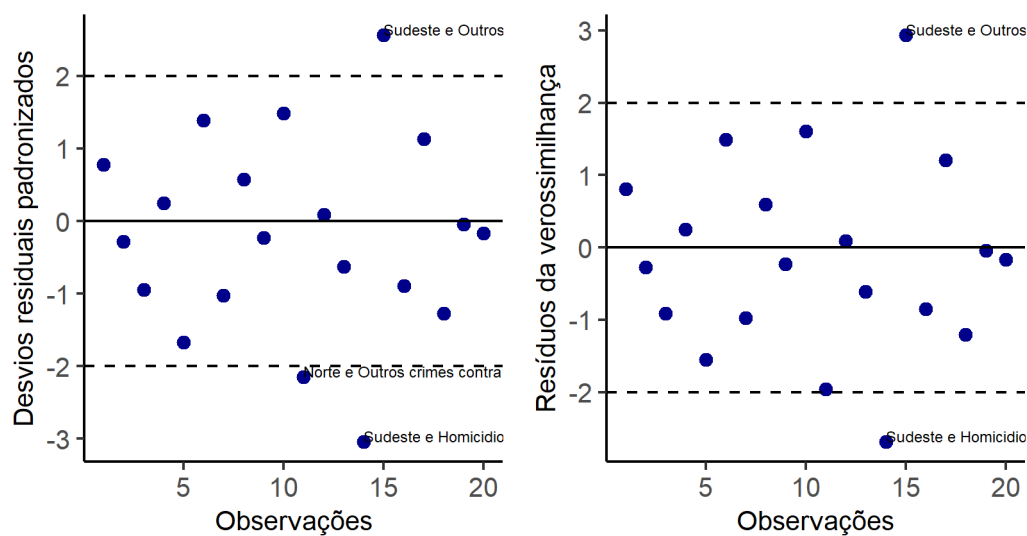
Em se tratando das Grandes Regiões, as Regiões Nordeste e Norte apresentaram chances estimadas de $\exp(-1,29) = 0,28$ (IC 95%: 0,14 a 0,94) e $\exp(-2,55) = 0,08$ (IC 95%: 0,04 a 0,16), ou seja, a chance dos registros de ocorrências terem sido nessas Regiões foi 82% e 92% menor em relação a Região Sudeste, respectivamente, para cada tipo de crime analisado.

Tabela 18: Coeficientes estimados do modelo escolhido para os dados do Ministério da Justiça - Brasil

Modelo	Parâmetros	Coefficiente estimado	Erro Padrão	IC	p-valor
λ	Intercepto	13,50	0,32	12,88 a 14,12	<0,01
λ_1^{Crime}	Homicídio doloso vs Furto de veículo	-1,37	0,31	-1,97 a -0,76	<0,01
λ_2^{Crime}	Outros crimes contra o patrimonio vs Furto de veículo	-3,06	0,31	-3,66 a -2,45	<0,01
λ_3^{Crime}	Roubo de veiculo vs Furto de veículo	-0,04	0,30	-0,63 a 0,55	0,90
$\lambda_1^{Região}$	Centro-Oeste vs Sudeste	-2,35	0,35	-3,03 a -1,67	<0,01
$\lambda_2^{Região}$	Nordeste vs Sudeste	-1,29	0,35	-1,98 a -0,06	<0,01
$\lambda_3^{Região}$	Norte vs Sudeste	-2,55	0,36	-3,25 a -1,85	<0,01
$\lambda_4^{Região}$	Sul vs Sudeste	-1,79	0,34	-2,46 a -1,12	<0,01
	Dispersão	0,2206	0,07	0,12 a 0,40	

O modelo de independência atendeu as suposições de serem independentes e terem tamanho da amostra grande, conforme havia Moaiti, Othman e Moftah (2019) haviam explicitados. Além disso, os desvios residuais padronizados e os resíduos de verossimilhança mostraram bem distribuídos, apesar de terem apresentados entre 2 ou 3 pontos discrepantes.

Gráfico 8: Análise de Diagnósticos do modelo escolhido para os dados do Ministério da Justiça - Brasil



Como o modelo não teve o efeito do ano, verificou-se os efeitos das Grandes Regiões e dos tipos de crimes no modelo aplicado em cada ano e notou-se que o crime roubo de veículo não foi significativo em nenhum ano. Os resultados se encontram no Apêndice G.

5.2 Registros de ocorrências no Distrito Federal

Assim como pôde ser visto na Tabela 10, o Distrito Federal também teve redução nas taxas de registros de ocorrências desde 2016, com variação anual de -14,24% entre 2017 e 2018.

Entretanto, notou-se a diferença entre as taxas apresentadas ao comparar com a Tabela 19. Isso ocorreu por causa da quantidade de registros de ocorrências na base de dados da SSP.

Apesar disso, as RAs também reduziram suas taxas de ocorrências registradas ao longo desses 4 anos, as quais 50% delas tinham taxas acima de 1823,78 registros em 2016 e apresentaram taxas inferiores a 1.114,30 registros por 100 mil habitantes em 2019. As médias diminuíram de 2.713,10 registros para 1.883,85 nesse período, mas ainda assim permaneceram elevadas.

Tabela 19: Taxas de ocorrências registradas por 100 mil habitantes segundo ano - Brasil - Distrito Federal, 2016 - 2019

Medidas	2016	2017	2018	2019
Distrito Federal	2453,51	2255,50	1934,39	1692,19
Varição anual		-8,07%	-14,24%	-12,52%
Mediana	1823,78	1557,45	1356,26	1114,30
Média	2713,10	2.535,44	2197,09	1883,85
Desvio-Padrão	4775,24	4524,12	3939,85	3327,90

Com relação aos tipos de crimes, observou-se que o impacto das taxas do DF terem sido elevadas pode ter vindo do crime roubo a transeunte. Esse demonstrou queda no decorrer dos 4 anos, indo de 1.321,90 registros por 100 mil habitantes para 968 registros. Em contrapartida, crimes violentos letais e intencionais tiveram as menores taxas de ocorrências registradas entre 2016 e 2019, ainda que lesão seguida de morte só tenha reduzido entre 2018 e 2019.

Todos os tipos de crimes reduziram nesse período, com exceção de do crime estupro e de lesão seguida de morte. O crime de estupro decaiu somente a partir de 2017, ano em que correspondeu 25,42 registros criminais por 100 mil habitantes.

Tabela 20: Taxas de registros de ocorrências (por 100 mil habitantes), por tipo de crime segundo ano - Brasil - Distrito Federal, 2016 - 2019

Tipo de Crime	2016	2017	2018	2019
Crimes contra o patrimônio	2164,92	2015,11	1714,55	1485,20
Furto em veículo	442,84	431,72	355,39	307,10
Roubo a transeunte	1321,90	1253,54	1111,23	968,00
Roubo de veículo	195,94	165,61	134,45	113,75
Roubo em coletivo	108,30	91,40	53,43	51,05
Roubo em comércio	95,94	72,84	60,06	45,31
Crimes violentos letais e intencionais	21,97	18,53	15,95	14,44
Homicídio	20,34	17,13	14,77	13,51
Latrocínio	1,45	1,23	0,91	0,80
Lesão seguida de morte	0,17	0,17	0,27	0,13
Outras naturezas	266,62	221,87	203,89	192,55
Estupro	23,11	25,42	24,39	22,44
Furto de veículo	243,51	196,45	179,50	170,11

Em se tratando das regiões administrativas, a CODEPLAN mostrou em sua projeção que cerca de 14,62% brasileiros estão situados na RA de Ceilândia, seguido de 7,96% na RA de Samambaia e 7,56% na RA do Plano Piloto, popularmente conhecida como Brasília, enquanto somente 0,09% e 0,29% moravam nas RAs SIA e Varjão do Torto, respectivamente.

Ceilândia e Samambaia pertencem a UPT Oeste e essa, assim como as UPTs Central e Sul, foi a UPT com as taxas de registros de ocorrências mais elevadas do Distrito Federal entre 2016 e 2019. Todas apresentaram redução nesse período enquanto a UPT Central Adjacente 1, que teve as menores taxas, só apresentou redução a partir de 2017, ano em que totalizou 899,38 registros 100 mil habitantes segundo a Tabela 21.

Plano Piloto, RA que apresentou mais de 2.000 registros de ocorrências por 100 mil habitantes em todos os anos, apresentou queda acentuada entre 2017 e 2019, chegando a totalizar 2.943,18 registros no último ano. Em contrapartida, Fercal só decaiu em 2019, onde totalizou 881,1 registros enquanto São Sebastião oscilou apresentando taxas elevadas em 2016, com 1.926,62, e em 2018, com 1.962,03.

Também notou-se que se de um lado o Itapoã teve taxas maiores de 1.000 registros de ocorrências nos 4 anos consecutivos, por outro lado o Jardim Botânico somente registrou taxa acima de 100 em 2017, cerca de 117 ocorrências por 100 mil habitantes.

Dentre todas as regiões administrativas das UPTs Oeste e Sul, Taguatinga foi a de maior taxa elevada em todos os anos, seguido de Samambaia e Recanto das Emas. No entanto, essa última registrou 2.102,38 em 2018, sendo inferior à taxa de Santa Maria, que registrou 2.283,44 taxas por 100 mil habitantes. Em seguida, voltou a crescer, totalizando 2.166,76 em 2019.

Tabela 21: Taxas de registros de ocorrências (por 100 mil habitantes), por região administrativa segundo ano - Brasil - Distrito Federal, 2016 - 2019

(Continua)

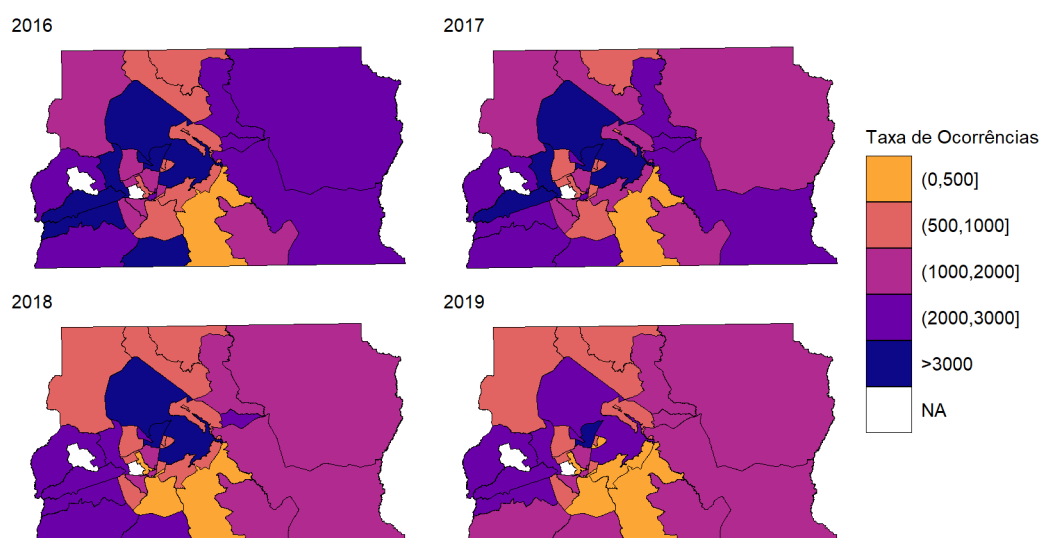
Região Administrativa	2016	2017	2018	2019
UPT Central	3415,07	3364,01	2872,58	2208,29
Brasília	4595,27	4515,85	3798,33	2943,18
Candangolandia	1134,73	888,38	727,76	743,31
Cruzeiro	995,66	876,15	942,76	797,6
Sudoeste	682,04	807,4	791,96	390,67
UPT Central Adjacente 1	690,57	899,38	686,03	520,58
Lago Norte	685,71	1068,24	784,06	601,76
Lago Sul	843,15	1008,82	708,3	467,15
Park Way	559,91	542,99	401,32	389,24
Varjao Do Torto	523,86	728,85	931,39	702,79
UPT Central Adjacente 2	1749,87	1426,96	1291	1141,88
Aguas Claras	1156,21	862,75	808,54	767,65
Guara	1716,92	1460,07	1226,03	1043,68
Nucleo Bandeirante	2562,7	2185,13	1802,07	1714,93
Riacho Fundo	1823,78	1557,45	1356,26	1114,3
Estrutural	3328,26	2232,56	2623,49	2293,34
Sia	27725,86	26336,17	22958,4	19370,92
Vicente Pires	1042,35	970,19	839,62	780,67
UPT Leste	2013,54	1911,54	1633,44	1285,48
Itapoa	2929,64	2771,07	2043,15	1838,4
Jardim Botanico	87,14	70,33	117,25	70,44
Paranoa	2794,86	2567,67	1967,86	1806,58
Sao Sebastiao	1926,62	1911,94	1962,03	1244,3
UPT Norte	1885,63	1833,55	1544,58	1259,39
Fercal	798,7	924,53	950,35	881,1
Planaltina	2161,19	1945,6	1673,62	1329,75
Sobradinho	2388,36	2401,49	1997,83	1669,15
Sobradinho 2	917,57	1164,32	894,23	760,68
UPT Oeste	2916,9	2671,58	2299,06	2140,5
Brazlandia	1298,78	1374,19	991,89	778,45
Ceilandia	2528,73	2367,61	2208,05	2058,35
Samambaia	3521,95	3081,44	2296,86	2159,46
Taguatinga	3570,55	3256,72	2898,06	2712,88
UPT Sul	2615,3	2288,28	1939,28	1816,29
Gama	2501,56	2192,33	2076,25	1928,87
Recanto Das Emas	3055,85	2933,52	2102,38	2166,76
Riacho Fundo 2	1186,17	1102,81	946,25	908,86
Santa Maria	3061,96	2492,03	2283,44	1964,1

Os mapas ilustraram a intensidade das taxas de registros de ocorrências das regiões administrativas em cada ano através das cores. Os mapas indicam redução das ta-

xas em mais da metade das regiões administrativas, apenas com ressalva em 2017, ano em que as taxas das RAs Sobradinho 2, Lago Norte e Lago Sul aumentaram, correspondendo entre 1.000 e 2.000 registros. As Regiões em branco correspondem as RAs Arniqueira e Sol nascente, que só foram implementadas em 2020 e, portanto, suas taxas ainda não foram contabilizadas.

Cabe destacar as taxas elevadas apresentadas pelo SIA, onde todos os anos foram acima de 10.000 registros criminais por 100 mil habitantes. SIA é considerada uma das RAs com menor quantitativo populacional, visto pela projeção populacional da CODEPLAN, e esses altos valores se devem ao número elevado de registros de ocorrências criminais em relação a população local.

Grafico 9: Taxas de registros de ocorrências por 100 mil habitantes registradas por região administrativa, Brasil - Distrito Federal, 2016 - 2019



Em seguida, analisou-se a distribuição dos tipos de crimes segundo as RAs conforme a Tabela 22. Com ela, notou-se que 57% das ocorrências registradas no Distrito Federal foram com relação ao roubo a transeunte, cujo regiões como Sobradinho e Candangolândia demonstraram distribuição percentual similar.

Cerca de 44,58% e 38,23% dos registros de ocorrências realizados nas UPTs Central e Central Adjacente 1 corresponderam ao furto em veículo. As outras UPTs tiveram maiores percentuais em roubos a transeunte, crime esse predominante na UPT Leste, 71% dos registros, com 5.000 sendo em São Sebastião.

Dos 974 registros criminais de estupro nesses 4 anos, 470 registros vieram da RA de Ceilândia. Além disso, essa RA e a de Samambaia totalizaram 4.598 casos de roubo em coletivo enquanto apenas 8 foram no Sudoeste e 6 no Jardim Botânico. Também houve maior percentual de furto em veículos nas UPTs Centrais enquanto houve predominância

do roubo a transeunte em mais da metade das regiões administrativas.

Além disso, notou-se que mais de 45% das ocorrências registradas nas respectivas regiões Águas Claras, Plano Piloto, Lago Sul, Sia e Sudoeste foram sobre furto em veículo. Cerca de 27,77% dos crimes ocorridos no Sia eram de furtos de veículo e 20,14% daqueles registrados na Estrutural eram de roubos em coletivo.

Como a Tabela 6 relatou baixo número de ocorrências registradas dos tipos de crimes que configuram a natureza violentos letais e intencionais, optou-se agrupar esses crimes conforme a natureza. Logo, constatou-se que 706 ocorrências registradas dessa natureza nesses 4 anos de estudos aconteceram na UPT Oeste.

Para maiores detalhes, os registros de ocorrências por RA, tipo de crime e ano se encontram no Apêndice D.

Tabela 22: Quantidade de registros de ocorrências das UPTs, por tipo de crime - Brasil - Distrito Federal, 2016 - 2019

(Continua)

Região Administrativa	Crimes violentos letais e intencionais (%)	Estupro (%)	Furto de veículo (%)	Furto em veículo (%)	Roubo a transeunte (%)	Roubo de veículo (%)	Roubo em coletivo (%)	Roubo em comércio (%)	Total (%)
DF	2087 (0,85)	2814 (1,15)	23256 (9,47)	45268 (18,44)	137139 (55,86)	17940 (7,31)	8935 (3,64)	8058 (3,28)	245497 (100,00)
Central	91 (0,24)	193 (0,50)	5312 (13,78)	17180 (44,58)	13810 (35,84)	1214 (3,15)	290 (0,75)	445 (1,15)	38535 (100,00)
Plano Piloto	76 (0,21)	159 (0,45)	4844 (13,69)	15951 (45,07)	12728 (35,96)	1037 (2,93)	244 (0,69)	351 (0,99)	35390 (100,00)
Candangolândia	8 (1,38)	10 (1,73)	56 (9,69)	107 (18,51)	288 (49,83)	44 (7,61)	22 (3,81)	43 (7,44)	578 (100,00)
Cruzeiro	4 (0,36)	15 (1,33)	176 (15,64)	318 (28,27)	488 (43,38)	89 (7,91)	16 (1,42)	19 (1,69)	1125 (100,00)
Sudoeste	3 (0,21)	9 (0,62)	236 (16,37)	804 (55,76)	306 (21,22)	44 (3,05)	8 (0,55)	32 (2,22)	1442 (100,00)
Central Adjacente 1	18 (0,65)	68 (2,47)	298 (10,84)	1051 (38,23)	877 (31,90)	289 (10,51)	79 (2,87)	69 (2,51)	2749 (100,00)
Lago Norte	5 (0,43)	19 (1,64)	97 (8,36)	419 (36,12)	423 (36,47)	140 (12,07)	36 (3,10)	21 (1,81)	1160 (100,00)
Lago Sul	5 (0,55)	21 (2,31)	105 (11,56)	445 (49,01)	212 (23,35)	74 (8,15)	19 (2,09)	27 (2,97)	908 (100,00)
Park Way	2 (0,47)	17 (3,98)	46 (10,77)	130 (30,44)	153 (35,83)	62 (14,52)	12 (2,81)	5 (1,17)	427 (100,00)
Varjão Do Torto	6 (2,36)	11 (4,33)	50 (19,69)	57 (22,44)	89 (35,04)	13 (5,12)	12 (4,72)	16 (6,30)	254 (100,00)
Central Adjacente 2	185 (0,71)	343 (1,31)	3147 (12,05)	7696 (29,46)	11480 (43,95)	1541 (5,90)	974 (3,73)	757 (2,90)	26123 (100,00)
Águas Claras	24 (0,42)	76 (1,34)	764 (13,44)	2565 (45,13)	1800 (31,67)	304 (5,35)	44 (0,77)	107 (1,88)	5684 (100,00)
Guara	17 (0,24)	69 (0,96)	695 (9,66)	1989 (27,66)	3673 (51,08)	507 (7,05)	36 (0,50)	205 (2,85)	7191 (100,00)
Núcleo Bandeirante	8 (0,41)	13 (0,66)	237 (12,01)	655 (33,18)	850 (43,06)	132 (6,69)	22 (1,11)	57 (2,89)	1974 (100,00)
Riacho Fundo	16 (0,65)	40 (1,62)	186 (7,52)	478 (19,32)	1534 (62,00)	118 (4,77)	34 (1,37)	68 (2,75)	2474 (100,00)
Estrutural	78 (2,10)	69 (1,86)	244 (6,56)	222 (5,97)	2046 (55,04)	159 (4,28)	719 (19,34)	180 (4,84)	3717 (100,00)
Sia	15 (0,60)	8 (0,32)	686 (27,52)	1086 (43,56)	512 (20,54)	103 (4,13)	41 (1,64)	42 (1,68)	2493 (100,00)

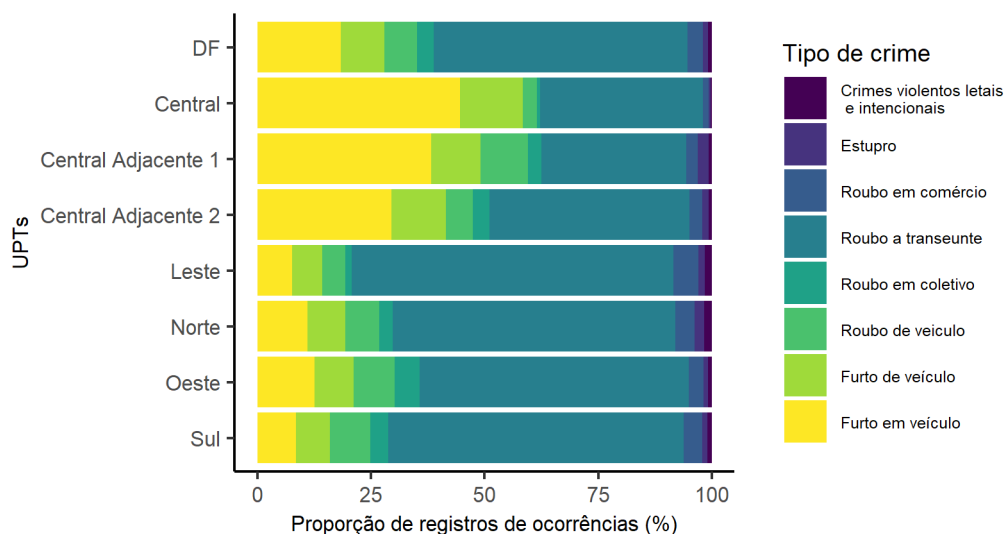
Tabela 22: Quantidade de registros de ocorrências das UPTs por tipo de crime, Brasil - Distrito Federal, 2016 - 2019

Região Administrativa	Crimes violentos	Estupro	Furto de	Furto em	Roubo a	Roubo de	Roubo em	Roubo em	Total
	letais e intencionais (%)	(%)	veículo (%)	veículo (%)	transeunte (%)	veículo (%)	coletivo (%)	comércio (%)	(%)
Vicente Pires	27 (1,04)	68 (2,63)	335 (12,93)	701 (27,07)	1065 (41,12)	218 (8,42)	78 (3,01)	98 (3,78)	2590 (100,00)
Leste	298 (1,50)	300 (1,51)	1319 (6,63)	1525 (7,67)	14086 (70,85)	1015 (5,11)	265 (1,33)	1074 (5,40)	19882 (100,00)
Itapoã	93 (1,58)	62 (1,06)	357 (6,08)	274 (4,67)	4482 (76,33)	230 (3,92)	98 (1,67)	276 (4,70)	5872 (100,00)
Jardim Botânico	1 (0,53)	5 (2,65)	20 (10,58)	38 (20,11)	75 (39,68)	27 (14,29)	6 (3,17)	17 (8,99)	189 (100,00)
Paranoá	75 (1,14)	90 (1,36)	445 (6,74)	828 (12,55)	4524 (68,57)	309 (4,68)	68 (1,03)	259 (3,93)	6598 (100,00)
São Sebastião	129 (1,79)	143 (1,98)	497 (6,88)	385 (5,33)	5005 (69,29)	449 (6,22)	93 (1,29)	522 (7,23)	7223 (100,00)
Norte	389 (1,71)	471 (2,07)	1885 (8,27)	2518 (11,05)	14168 (62,18)	1718 (7,54)	661 (2,90)	976 (4,28)	22786 (100,00)
Fercal	24 (7,23)	21 (6,33)	37 (11,14)	59 (17,77)	109 (32,83)	50 (15,06)	19 (5,72)	13 (3,92)	332 (100,00)
Planaltina	227 (1,68)	226 (1,68)	1047 (7,76)	1145 (8,49)	8960 (66,42)	960 (7,12)	442 (3,28)	482 (3,57)	13489 (100,00)
Sobradinho	68 (1,13)	107 (1,78)	604 (10,05)	996 (16,58)	3313 (55,14)	502 (8,36)	124 (2,06)	294 (4,89)	6008 (100,00)
Sobradinho 2	70 (2,37)	117 (3,96)	197 (6,66)	318 (10,75)	1786 (60,40)	206 (6,97)	76 (2,57)	187 (6,32)	2957 (100,00)
Oeste	706 (0,75)	974 (1,04)	8122 (8,66)	11784 (12,57)	55613 (59,33)	8469 (9,03)	5043 (5,38)	3029 (3,23)	93740 (100,00)
Brazlândia	62 (2,21)	83 (2,96)	273 (9,73)	406 (14,46)	1542 (54,93)	280 (9,98)	34 (1,21)	127 (4,52)	2807 (100,00)
Ceilândia	359 (0,90)	470 (1,18)	3251 (8,15)	4541 (11,38)	24713 (61,96)	3029 (7,59)	2195 (5,50)	1328 (3,33)	39886 (100,00)
Samambaia	185 (0,72)	228 (0,89)	1616 (6,32)	1884 (7,37)	15892 (62,18)	2536 (9,92)	2403 (9,40)	814 (3,18)	25558 (100,00)
Taguatinga	100 (0,39)	193 (0,76)	2982 (11,70)	4953 (19,43)	13466 (52,83)	2624 (10,29)	411 (1,61)	760 (2,98)	25489 (100,00)
Sul	400 (0,96)	465 (1,12)	3173 (7,61)	3514 (8,43)	27105 (65,03)	3694 (8,86)	1623 (3,89)	1708 (4,10)	41682 (100,00)
Gama	130 (1,05)	136 (1,10)	1445 (11,70)	1613 (13,06)	7467 (60,44)	989 (8,00)	96 (0,78)	479 (3,88)	12355 (100,00)
Recanto Das Emas	116 (0,86)	147 (1,09)	659 (4,90)	764 (5,69)	9097 (67,70)	1192 (8,87)	835 (6,21)	627 (4,67)	13437 (100,00)
Riacho Fundo 2	34 (1,02)	45 (1,35)	153 (4,58)	205 (6,13)	2381 (71,24)	264 (7,90)	137 (4,10)	123 (3,68)	3342 (100,00)
Santa Maria	120 (0,96)	137 (1,09)	916 (7,30)	932 (7,43)	8160 (65,03)	1249 (9,95)	555 (4,42)	479 (3,82)	12548 (100,00)

(Conclusão)

O Gráfico 10 ilustrou a similaridade das distribuições percentuais das UPTs Oeste e Norte para com a do Distrito Federal enquanto as UPTs Leste e Sul demonstraram maior concentração de roubo a transeunte. Aparentemente as UPTs Centrais possuem maior concentração de registros de ocorrências de furto em veículo. Além disso, notou-se que houve maior concentração de crimes relacionados à roubos do que furtos, conforme a intensidade do gráfico.

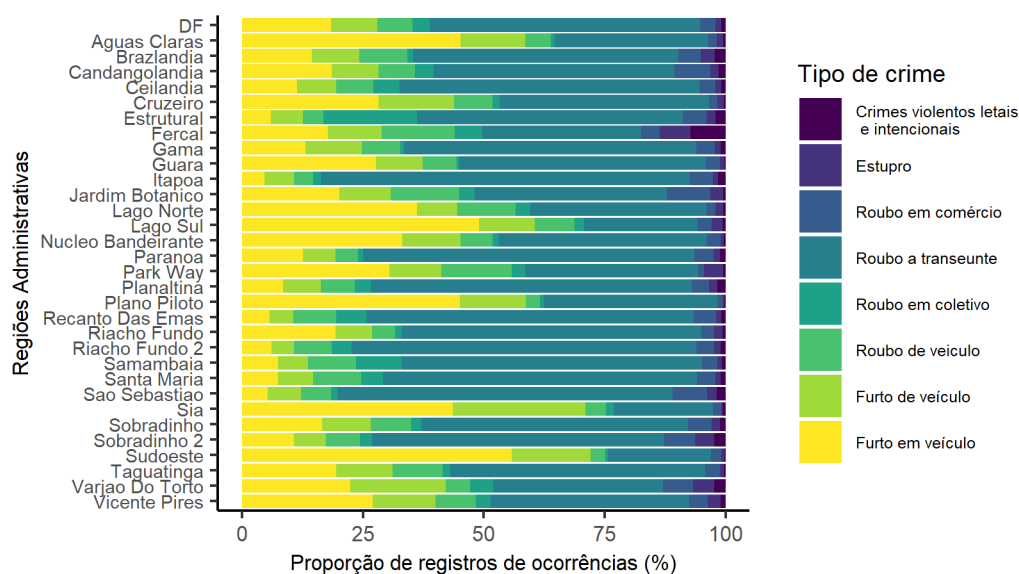
Grafico 10: Proporção dos registros de ocorrência das UPTs, por tipo de crime - Brasil - Distrito Federal, 2016 - 2019



Em se tratando de RAs, ao que tudo indica, grande parte das RAs teve percentual maior de registros de ocorrências de roubo a transeunte, superior a 50%. Mais de 40% dos registros de ocorrências das RAs Sudoeste, SIA, Águas Claras, Plano Piloto e Lago Sul apresentaram eram de furtos em veículos.

Brazlândia e Sobradinho aparentam ter sido as RAs que mais se aproximaram da distribuição do Distrito Federal.

Grafico 11: Proporção dos registros de ocorrência das regiões administrativas, por tipo de crime - Brasil - Distrito Federal, 2016 - 2019



Com o intuito de estudar essas associações, aplicou-se a Análise de Corres-

pondências de duas maneiras: (1) considerando somente as UPTs e (2) desconsiderando os tipos de crimes de baixa contagem, tais como Estupro, Homicídio, Latrocínio e Lesão seguida de Morte. Dessa forma, conseguiu-se saber se há uma tipologia de crime para cada UPT bem como se essa se estendeu para alguma RA em específico sem perder tanta informação.

Ambos os casos apresentaram evidências suficientes para afirmar que houve associação entre os tipos de crimes e a localidade, considerando nível de significância de 5%.

Tabela 23: Resultado do testes Qui-Quadrado de associação para as variáveis localidade e Tipo de Crime - Brasil - Distrito Federal

	Estatística do teste	graus de liberdade	p-valor
UPTs	34926	42	< 0,01
RAs	48104	150	< 0,01

A Análise de Correspondência para o **primeiro caso**, apontou que os dados puderam ser reduzidos em 6 dimensões, as quais corresponderam a variabilidade total de 0,14. Desse valor, só a dimensão 1 já explicava 91,61%, como foi informado na Tabela 24.

Portanto, ao invés de utilizar duas dimensões, foi utilizada apenas uma dimensão, a qual apesar de apresentar maior contribuição dos crimes furto em veículo e roubo a transeunte bem como das UPTs Central e Sul, conforme a Tabela 25, apresentou boa qualidade nas representações de todas as UPTs e de todos os tipos de crime, com exceção de roubo em coletivo e estupro.

Tabela 24: Dimensões, inércias e porcentagens da variância utilizando Análise de Correspondência Simples - Brasil - Distrito Federal

Eixos	Inércia	Porcentagem	Acumulado
1	0,13	91,61	91,61
2	0,01	6,53	98,14
3	0,00	1,32	99,46
4	0,00	0,38	99,84
5	0,00	0,12	99,97
6	0,00	0,033	100
Inércia Total	0,14		

Tabela 25: Qualidade e contribuição dos tipos de crimes e das UPTs nas dimensões escolhidas - Brasil - Distrito Federal

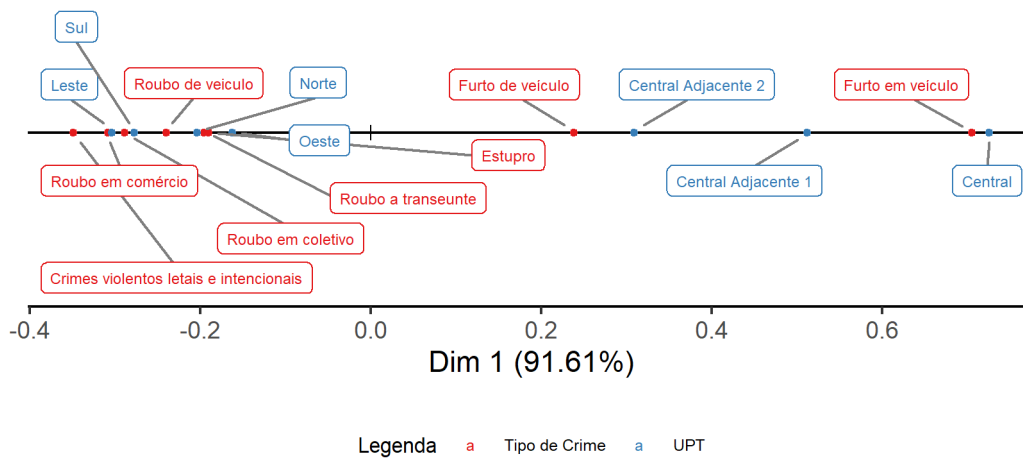
Categorias	Qualidade	Contribuição
Colunas		
Crimes violentos letais e intencionais	0,52	0,79
Estupro	0,26	0,32
Furto de veículo	0,97	4,12
Furto em veículo	1,00	70,40
Roubo a transeunte	0,95	16,41
Roubo de veículo	0,62	3,22
Roubo em coletivo	0,37	2,33
Roubo em comércio	0,79	2,40
Linhas		
Central	0,99	63,49
Central Adjacente 1	0,75	2,25
Central Adjacente 2	0,94	7,81
Leste	0,60	5,73
Norte	0,71	2,96
Oeste	0,77	7,71
Sul	0,98	10,05

O mapa perceptual apresentado no Gráfico 12 pôde ser interpretado no quesito intensidade do crime, uma vez que o lado direito apresentou os crimes menos violentos, enquanto o lado esquerdo apresentou aqueles considerados mais violentos.

Entendeu-se que as UPTs Centrais eram menos violentas que as demais, podendo ver maior concentração de roubo a transeunte e estupro nas regiões Norte e Oeste e de roubo de comércio com a UPT Leste. Esses dois tipos de crimes primeiramente citados apresentaram perfis linhas similares.

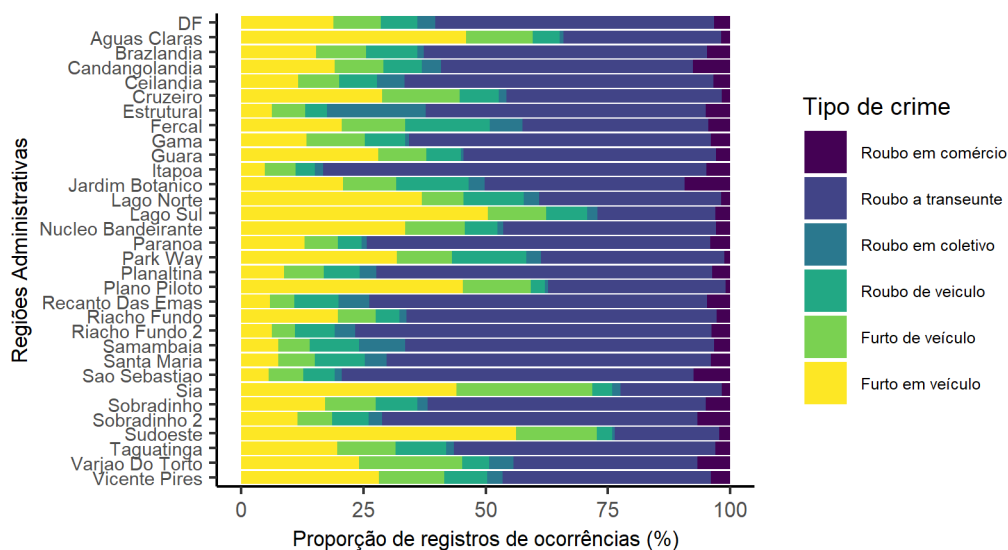
Também foi possível ver que as UPTs Oeste e Norte estavam mais próximas do ponto de origem que as demais UPTs, demonstrando certa similaridade com a distribuição do Distrito Federal. Como dito anteriormente, o Gráfico 10 apresentou resultados similares aos encontrados no mapa perceptual, podendo dizer que os resultados estão coerentes.

Gráfico 12: Mapa perceptual entre UPTs e Tipo de Crime - Brasil - Distrito Federal



Para o **segundo caso**, coube verificar a distribuição percentual com a exclusão dos quatro tipos de crimes. Com a nova organização, pôde-se dizer que 57% das ocorrências registradas no Distrito Federal foram com relação ao roubo a transeunte e que Sobradinho e Candangolândia demonstraram semelhança. Além disso, notou-se predominância de registros de ocorrências em furtos de veículo nas RAs Águas Claras e Plano Piloto, tendo percentual superior a 45%.

Gráfico 13: Proporção dos registros de ocorrência das regiões administrativas por tipo de crime, Brasil - Distrito Federal, 2016 - 2019



Como são 31 regiões administrativas e 6 tipos de crimes sendo analisados, a Análise de Correspondência reduziu os dados em cinco dimensões, as quais apresentaram variabilidade total de 0,189. Desse valor, 0,16 corresponderam a primeira dimensão, ou

seja, essa reteve 82,19% da inércia, conforme a Tabela 26.

Tomando como base somente a dimensão 1, pôde-se ver através da Tabela 27 que as categorias furto em veículo; roubo a transeunte; Plano Piloto; Águas Claras e Samambaia foram as que mais contribuíram. Em questão de qualidade, constatou-se que todos os tipos de crimes estiveram bem representados, com exceção de roubo de veículo e em coletivo, além de mais da metade das regiões administrativas.

Tabela 26: Dimensões, inércias e porcentagens da variância utilizando Análise de Correspondência Simples - Brasil - Distrito Federal

Eixos	Inércia	Porcentagem	Acumulado
1	0,16	82,19	82,19
2	0,02	11,51	93,7
3	0,01	3,55	97,25
4	0	1,69	98,94
5	0	1,06	100
Inércia Total	0,19	100	

Tabela 27: Qualidade e contribuição dos tipos de crimes e das RAs nas dimensões escolhidas - Brasil - Distrito Federal

(Continua)

Categorias	Qualidade	Contribuição
Colunas		
Furto de veículo	0,73	5,51
Furto em veículo	0,99	66,18
Roubo a transeunte	0,90	16,47
Roubo de veiculo	0,39	2,12
Roubo em coletivo	0,38	7,64
Roubo em comércio	0,57	2,08
Linhas		
Águas Claras	0,99	7,65
Plano Piloto	0,98	46,97
Brazlândia	0,09	0,02
Candangolândia	0,00	0,00
Ceilândia	0,94	4,27
Cruzeiro	0,83	0,33
Estrutural	0,29	2,19
Fercal	0,01	0,00
Gama	0,12	0,19
Guara	0,82	1,15
Itapoã	0,59	1,96
Jardim Botânico	0,01	0,00
Lago Norte	0,66	0,53
Lago Sul	0,89	1,45

Tabela 27: Qualidade e contribuição dos tipos de crimes e das RAs nas dimensões escolhidas - Brasil - Distrito Federal

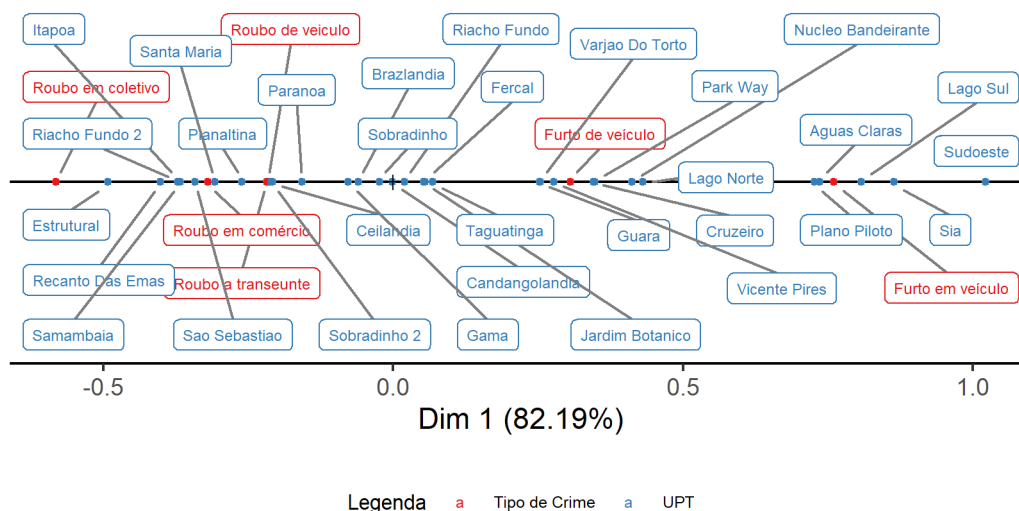
Categorias	(Conclusão)	
	Qualidade	Contribuição
Núcleo Bandeirante	0,98	0,84
Paranoá	0,28	0,40
Park Way	0,47	0,13
Planaltina	0,84	2,25
Recanto Das Emas	0,97	5,37
Riacho Fundo	0,01	0,00
Riacho Fundo 2	0,89	1,14
Samambaia	0,72	8,57
Santa Maria	0,95	2,95
São Sebastião	0,56	2,06
Sia	0,79	4,66
Sobradinho	0,03	0,01
Sobradinho 2	0,54	0,31
Sudoeste	0,98	3,78
Taguatinga	0,15	0,29
Varjão Do Torto	0,25	0,04
Vicente Pires	0,76	0,48

Assim como visto no mapa perceptual da UPTs, Gráfico 12, sobre as UPTs Centrais serem menos violentas durante o período analisado, entende-se, com o Gráfico 14, que isso se deve as associações de Plano Piloto, Águas Claras e Lago Sul com o crime furto em veículo, assim como entre as RAs Park Way, Cruzeiro e Vicente Pires e Furto de veículo.

Observou-se também a aproximação das RAs Candangolândia, Sobradinho e Riacho Fundo com o ponto de origem, indicando não significância na associação, por ter apresentado distribuição percentual parecida com a do Distrito Federal. Além disso, o mapa perceptual mostrou associação entre Sobradinho 2 e roubo de veículo, entre roubo em comércio e Santa Maria e entre roubo em coletivo e Estrutural.

Por fim, entendeu-se que as UFs Águas Claras e Plano Piloto foram semelhantes nesse período, bem como Fercal, Taguatinga e Jardim Botânico estiveram próximas entre si, enquanto os tipos de crimes não demonstraram perfis semelhantes.

Gráfico 14: Mapa perceptual entre Região administrativa e Tipo de Crime - Brasil - Distrito Federal



Para entender a estrutura das associações, testou-se todos os tipos de modelos Log-Lineares de distribuição Poisson existentes, considerando o agrupamento por UPTs e somente os crimes que mais contribuíram para com a dimensão 1 da Análise de Correspondência, sendo eles: furto de veículo, roubo a transeunte, furto em veículo e roubo em coletivo.

Por sua vez, os testes de superdispersão indicaram que a distribuição Binomial Negativa é mais indicada que a Poisson e, desses modelos, apenas o modelo de independência se ajustou aos dados, como mostra o p-valor 0,107 da Tabela 28.

Tabela 28: Comparação dos modelos para os dados do Secretaria de Segurança Pública - Brasil - Distrito Federal

Modelos	Descrição	Modelo Binomial Negativa		
		Estatística G^2	g.l.	p-valor
(T, A, U)	Independência de T, A, U	116,77	99	0,11
(U, AT)	Independência conjunta de U para A e T	116,37	90	0,03
(A, UT)	Independência conjunta de A para U e T	134,17	81	<0,01
(T, UA)	Independência conjunta de T para U e A	116,27	81	0,01
(UA, UT)	Independência condicional de A e T, dado U	132,62	63	<0,01
(UA, AT)	Independência condicional de U e T, dado A	115,77	72	<0,01
(UT, AT)	Independência condicional de U e A, dado T	136,56	72	<0,01
(UT, AU, AT)	Associação homogênea	134,31	54	<0,01
(UTA)	Saturado	0	0	.

Nota: A - Ano; T - Tipo de crime e U - UPT.

O modelo de independência para esses dados pode ser escrito como

$$\log(E_{ij}) = \lambda + \lambda_i^{Crime} + \lambda_j^{Ano} + \lambda_k^{UPT}$$

Esse modelo informou que os efeitos principais foram significantes, ou seja, agregaram o modelo. Sendo assim, observou-se minuciosamente os efeitos das categorias.

Tabela 29: Efeito das variáveis no modelo escolhido para os dados do Secretaria de Segurança Pública - Brasil - Distrito Federal

Variáveis	g.l.	Estatística do teste	p-valor
Tipo de Crime	3	197,12	<0,01
Ano	3	13,57	<0,01
UPT	6	175,55	<0,01

Com a Tabela 30, entendeu-se que a chance dos registros de ocorrências terem sido roubo a transeunte para cada ano e UPT foi de $\exp(1,77)=5,87$ (IC 95%: 4,57 a 7,61) em relação a chance de ser furto de veículo, enquanto roubo em coletivo teve menos de 70% (0,30) de chance em relação a esse último crime citado.

Com relação as UPTs, a chance dos registros de ocorrências terem vindo da Central Adjacente 1 foi de menos 97% em relação ao Oeste. A UPT Leste também apresentou menos 87% de chance enquanto a UPT Central teve chance de $\exp(-0,87)=0,42$ (IC 95%: 0,29 a 0,60) em relação a UPT Oeste.

Observou-se que o ano de 2016 teve $\exp(0,43)=1,54$ (IC 95%: 1,20 a 1,99) de chance sobre o ano de 2019, ou seja, houve mais registros de ocorrências no ano de 2016 em relação ao último ano em estudo, com 54% de chance. Já o ano de 2018 não foi significativo para o modelo.

Tabela 30: Coeficientes estimados do modelo escolhido para os dados do Secretaria de Segurança Pública - Brasil - Distrito Federal

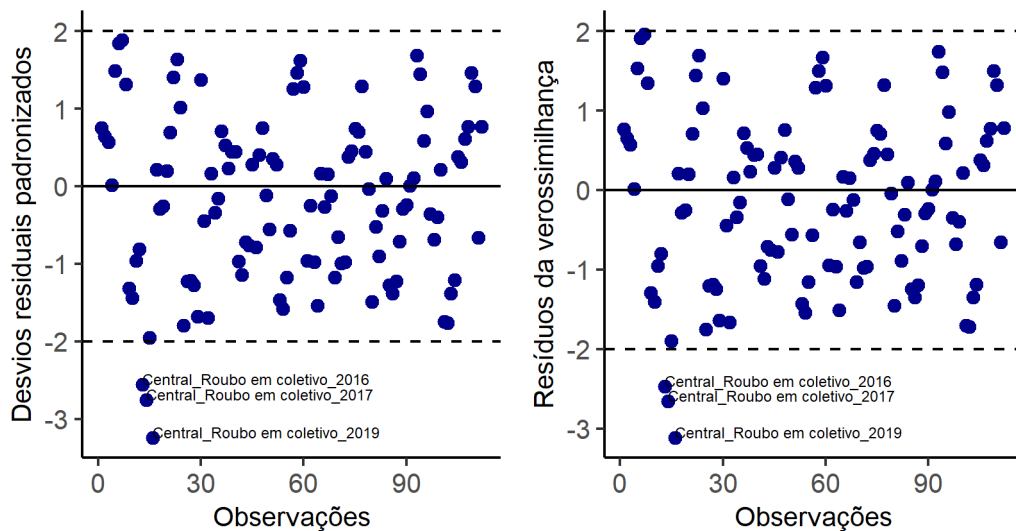
		(Continua)			
Modelo	Parâmetros	Coefficiente estimado	Erro Padrão	IC	p-valor
λ	Intercepto	7,57	0,17	7,24 a 7,89	<0,01
λ_1^{Crime}	Furto em veiculo vs Furto de veiculo	0,75	0,13	0,49 a 1,01	<0,01
λ_2^{Crime}	Roubo a transeunte vs Furto de veiculo	1,77	0,13	1,52 a 2,03	<0,01
λ_3^{Crime}	Roubo em coletivo vs Furto de veiculo	-1,21	0,13	-1,47 a -0,94	<0,01
λ_1^{Ano}	2016 vs 2019	0,43	0,13	0,18 a 0,69	<0,01
λ_2^{Ano}	2017 vs 2019	0,39	0,13	0,13 a 0,65	<0,01
λ_3^{Ano}	2018 vs 2019	0,15	0,13	-0,11 a 0,41	0,25

Tabela 30: Coeficientes estimados do modelo escolhido para os dados do Secretaria de Segurança Pública - Brasil - Distrito Federal

Modelo	Parâmetros	(Conclusão)			
		Coeficiente estimado	Erro Padrão	IC	p-valor
λ_1^{UPT}	Central vs Oeste	-0,87	0,18	-1,22 a -0,52	<0,01
λ_2^{UPT}	Central Adjacente 1 vs Oeste	-3,50	0,18	-3,85 a -3,15	<0,01
λ_3^{UPT}	Central Adjacente 2 vs Oeste	-1,19	0,17	-1,53 a -0,85	<0,01
λ_4^{UPT}	Leste vs Oeste	-2,01	0,17	-2,35 a -1,67	<0,01
λ_5^{UPT}	Norte vs Oeste	-1,67	0,17	-2,00 a -1,33	<0,01
λ_6^{UPT}	Sul vs Oeste	-0,99	0,17	-1,33 a -0,66	<0,01
	Dispersão	0,23	0,03	0,18 a 0,30	

As observações se encontraram bem distribuídas apesar da presença de três pontos discrepantes, os quais corresponderam aos roubos em coletivo que ocorreram na UPT Central nos anos 2016, 2017 e 2019. O modelo pode estar adequado, mas os coeficientes estimados podem ter sido influenciados por esses pontos.

Grafico 15: Análise de Diagnósticos do modelo escolhido para os dados do Secretaria de Segurança Pública



6 Conclusão

O mundo está em constante transformação e, assim como ele, a demanda por acesso à informação, bem como a busca por novas técnicas estatísticas para todo tipo de estudo cresce cada vez mais.

Esse trabalho permitiu trazer novas perspectivas tanto sobre conhecimento estatístico quanto sobre a questão da criminalidade no Brasil e seus dados. Com ele, detectou-se que as usuais taxas podem trazer problemas quando se tem uma contagem muito baixa de eventos ou da população. Além disso, compreendeu-se que a Análise de Correspondência é adequada em casos em que há interesse em se estudar dados dispostos em forma de tabela de contingência e a relação entre as categorias de variáveis qualitativas ou quantitativas em forma de grupos, mas tem como limitação a influência das categorias com contagem elevada ou baixa.

Por meio dessa, foi possível verificar que apesar de no Brasil haver maior ocorrência de crimes tipo furto de veículo, a maior parte das Unidades de Federação (UFs), principalmente as que compõem a Região Nordeste, são consideradas violentas, sendo ligadas desde roubo de veículo até homicídio doloso. A mesma situação é vista para o Distrito Federal, que pôde ser considerado um dos menos violentos em relação as demais UFs, mas internamente grande parte de suas localidades se configuram como violentas.

Com a Regressão Log-Linear, observou-se que o modelo de independência define a configuração dos registros de ocorrências tanto no Brasil quanto no DF. Com base nas Regiões e nas Unidades de Planejamentos Territoriais (UPTs), esse modelo indicou que a chance de um crime acontecer em relação a chance de outro crime ocorrer é a mesma para cada categoria das demais variáveis analisadas. Para o caso do Brasil, notou-se que o tempo não impacta nos registros de ocorrências, sendo divergente do que a análise descritiva mostra. Por outro lado, tem-se que o tempo foi significativo para o modelo do DF, indicando que em 2016 houve maior incidência de crimes do que em 2019, independentemente do tipo de crime e da UPT analisada.

Em se tratando do estudo comparativo, primeiramente notou-se que os dados do Ministério da Justiça (MJ) e da Secretaria de Segurança Pública do Distrito Federal (SSP-DF) tratam tanto de crimes, como furto e roubo de veículo, estupro e Crimes violentos letais e intencionais, quanto de crimes diversos. Se para os crimes em comum, os dados aparentam ser condizentes, ainda que haja certas divergências na questão de frequência, quando se observa todos os tipos de crimes de ambos os bancos de dados, verifica-se que a realidade pode ser outra. Por exemplo, furto de veículo foi considerado o crime de maior registro de ocorrência no DF ao analisar os dados do MJ, mas para os dados da SSP-DF, houve maior incidência de roubo a transeunte.

Para terminar, cabe ressaltar que as dificuldades encontradas - células zeradas, tamanho de amostras volumosas e taxas extremamente baixas e/ou altas - proporcionaram encontrar possíveis alternativas para essas questões, tais como: a analogia R^2 e a regressão sobre dados temporais, de Knoke e Burke (1980) e o estudo sobre taxas, de Carvalho et al (2012).

Além disso, salienta-se que o uso do número populacional que trabalham nas respectivas RAs como denominador das taxas, ao invés da projeção populacional da Companhia de Planejamento do Distrito Federal (CODEPLAN), possa vir a trazer outra contextualização ao estudo. O agrupamento por UPTs pode não ter sido a melhor escolha para o estudo, talvez agrupamento das RAs segundo a renda traga mais informações.

Uma vez que a informação é primordial para solucionar e aprimorar ações contra os tipos de crimes, acredita-se que investimentos na manutenção desses sistemas já existentes, responsáveis pela divulgação dos dados, possam vir a contribuir para a expansão e melhoria da qualidade das informações dessa área, bem como a realização de treinamentos dos servidores; a elaboração de metodologias mais consistentes e concisas desses dados disponibilizados pelos Órgãos Públicos e a compatibilização dos números de ocorrências criminais divulgados em diversas plataformas *online*.

Referências

AGRESTI, Alan. *An Introduction To Categorical Data Analysis*. 3 ed. John Wiley & Sons, 2019.

BEATO, Cláudio. Gestão da Informação. In: MINISTÉRIO DA JUSTIÇA *et al.* *Arquitetura Institucional do Sistema Único de Segurança Pública*. 2004. Disponível em: https://www.novo.justica.gov.br/sua-seguranca-2/seguranca-publica/analise-e-pesquisa/download/outras_publicacoes/pagina-3/arquitetura_institucional_sistema_unico_seguranca.pdf. Acesso em: 8 out. 2019.

BENZÉCRI, J. P. *Correspondence Analysis Handbook*. v. 125. Marcel Dekker, 1992. ISBN: 0-8247-8437-5.

BRASIL, Senado Federal. *Constituição da república federativa do Brasil*. Brasília: Senado Federal, Centro Gráfico, 1988.

BRASIL. *Decreto n.º 2.315, de 4 de setembro de 1997*. Altera dispositivos do Decreto n.º 1.796, de 24 de janeiro de 1996, que aprova a Estrutura Regimental do Ministério da Justiça. Disponível em: https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/decreto/1997/d2315.htm. Acesso em: 20 nov. 2020.

BRASIL. *Decreto-lei n.º 2.848/1940*. Código penal. Brasília : Senado Federal, Coordenação de Edições Técnicas, 2017. 138 p. Senado Federal. ISBN: 978-85-7018-805-2. Disponível em: https://www2.senado.leg.br/bdsf/bitstream/handle/id/529748/codigo_penal_1ed.pdf. Acesso em: 18 nov. 2020

BRASIL. *Lei complementar n.º 131, de 27 de maio de 2009*. Acrescenta dispositivos à Lei Complementar n.º 101, de 4 de maio de 2000, que estabelece normas de finanças públicas voltadas para a responsabilidade na gestão fiscal e dá outras providências, a fim de determinar a disponibilização, em tempo real, de informações pormenorizadas sobre a execução orçamentária e financeira da União, dos Estados, do Distrito Federal e dos Municípios. Disponível em: http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/lcp/lcp131.htm. Acesso em: 08 jul. 2020.

BRASIL. *Lei n.º 13.675, de 11 de junho de 2018*. Disciplina a organização e o funcionamento dos órgãos responsáveis pela segurança pública, nos termos do § 7º do art. 144 da Constituição Federal; cria a Política Nacional de Segurança Pública e Defesa Social (PNSPDS); institui o Sistema Único de Segurança Pública (Susp); altera a Lei Complementar n.º 79, de 7 de janeiro de 1994, a Lei n.º 10.201, de 14 de fevereiro de 2001, e a Lei n.º 11.530, de 24 de outubro de 2007; e revoga dispositivos da Lei n.º 12.681, de 4 de julho de 2012. Disponível em: http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2015-2018/2018/lei/L13675.htm. Acesso em: 20 nov. 2020.

BRASIL. *Lei nº 12.681, de 4 de julho de 2012*. Institui o Sistema Nacional de Informações de Segurança Pública, Prisionais e sobre Drogas - SINESP; altera as Leis nº s 10.201, de 14 de fevereiro de 2001, e 11.530, de 24 de outubro de 2007, a Lei Complementar nº 79, de 7 de janeiro de 1994, e o Decreto-Lei nº 3.689, de 3 de outubro de 1941 - Código de Processo Penal; e revoga dispositivo da Lei nº 10.201, de 14 de fevereiro de 2001. Disponível em: http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_Ato2011-2014/2012/Lei/L12681.htm. Acesso em: 20 nov. 2020.

BRASIL. *Portaria nº 229, de 10 de dezembro de 2018*. Dispõe sobre a unificação e padronização das classificações e o envio de dados, definidos pelos entes federados, a serem implementados e fornecidos pelo Sistema Nacional de Informações de Segurança Pública, Prisionais e de Rastreabilidade de Armas e Munições, de Material Genético, de Digitais e de Drogas - Sinesp. Disponível em: https://www.in.gov.br/materia/-/asset_publisher/Kujrw0TZC2Mb/content/id/54520504/do1-2018-12-11-portaria-n-229-de-10-de-dezembro-d~:text=Disp%C3%B5e%20sobre%20a%20unifica%C3%A7%C3%A3o%20e,Digitais%20e%20de%20Drogas%20%2D%20Sinesp.. Acesso em: 18 nov. 2020.

CARVALHO, Alexandre Xavier Ywata de; SILVA, Gabriela Drummond Marques da; ALMEIDA JUNIOR, Gilberto Rezende de; ALBUQUERQUE, Pedro Henrique Melo de. Taxas bayesianas para o mapeamento de homicídios nos municípios brasileiros. *Cad. Saúde Pública*. Rio de Janeiro, v.28, n.7, 2012. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1590/S0102-311X2012000700004>. ISSN 0102-311X. Acesso em: 25 nov. 2020.

COSTA, Arthur Trindade M. A Senasp e as Políticas Estaduais de Segurança (2017). *Boletim de Análise Político-Institucional*, n. 11, jan./jun. 2017. Disponível em: http://repositorio.ipea.gov.br/bitstream/11058/8077/1/BAPI_n11_Senasp.pdf. Acesso em 20 nov.2020.

COSTA, Arthur Trindade M.; DURANTE, Marcelo Ottoni. A Polícia e o Medo do Crime no Distrito Federal. *Dados*, Rio de Janeiro , v. 62, n. 1, 2019. Disponível em <http://dx.doi.org/10.1590/001152582019172>. Acesso em: 24 nov. 2020.

COSTA, Arthur Trindade M.; LIMA, Renato Sérgio de. Estatísticas oficiais, violência e crime no Brasil. *Revista Brasileira de Informação Bibliográfica em Ciências Sociais*. v. 84. p. 81-106, 2017. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.17666/bib8403/2018>. Acesso em: 8 out.2019.

CHRISTENSEN, Ronald. *Log-Linear Models*. Springer, 1990. ISBN: 978-1-4757-4113-1. DOI: 10.1007/978-1-4757-4111-7.

DISTRITO FEDERAL. *Decreto nº 24.101, de 25 de setembro de 2003*. Dispõe sobre a criação dos Conselhos Comunitários de Segurança no Distrito Federal - CONSEGs/DF e dá outras providências. Disponível em: http://www.sinj.df.gov.br/sinj/Norma/43760/Decreto_24101_25_09_2003.html. Acesso em: 20 nov. 2020.

DISTRITO FEDERAL. *Decreto nº 36.619, de 21 de julho de 2015*. Institui o Pacto pela Vida, e dá outras providências. Disponível em: http://www.tc.df.gov.br/sinj/Norma/6da37aae2d5c4da586a6219dc66cf539/exec_dec_36619_2015.html. Acesso em: 20 nov. 2020.

DISTRITO FEDERAL. Secretaria de Estado de Desenvolvimento Urbano e Meio Ambiente. Governo do Distrito Federal. *Plano Diretor de Organização Territorial do Distrito Federal*. Documento Técnico. nov. 2009. Disponível em: http://www.seduh.df.gov.br/wp-content/uploads/2017/09/doc_tecnico.pdf. Acesso em: 10 nov. 2020.

FIGUEIRA, Marcelle Gomes. *A construção de um Sistema Nacional de Informações em Segurança Pública: Os desafios de implementação de uma agenda*. 2015. 205f., il. Tese (Doutorado em Desenvolvimento, Sociedade e Cooperação Internacional) - Universidade de Brasília, Brasília, 2015. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.26512/2015.11.T.19672>. Acesso em 29 fev.2020.

FIGUEIREDO, Izabel. A gestão de informações e o papel da Senasp. *Boletim de Análise Político-Institucional*, n. 11, 2017. Disponível em: http://repositorio.ipea.gov.br/bitstream/11058/8073/1/BAPI_n11_Gest%c3%a3o.pdf. Acesso em 15 nov.2019.

FIGUEIREDO FILHO, Dalson Britto; FERNANDES, Antônio Alves Tôrres. O efeito do pacto pela vida sobre os crimes violentos letais e intencionais no distrito federal. *Texto para Discussão*, n. 68, jun. 2020. Brasília: Companhia de Planejamento do Distrito Federal, 2020. ISSN 2446-7502. Disponível em: <http://www.codeplan.df.gov.br/wp-content/uploads/2018/02/TD-68-0-efeito-do-pacto-pela-vida-sobre-os-crimes-violentos-letais-e-intencionais.pdf>. Acesso em: 25 nov. 2020.

FBSP. Fórum Brasileiro de Segurança Pública. *Anuário Estatístico de Segurança Pública*. v. 14, 2020. Disponível em <https://forumseguranca.org.br/wp-content/uploads/2020/10/anuario-14-2020-v1-interativo.pdf>. ISSN 1983-7364. Acesso em: 25 nov. 2020.

GREENACRE, Michael. *Correspondence Analysis In Practice*. 2. ed. Taylor & Francis Group: LLC, 2007. ISBN: 1-58488-616-1.

GREENACRE, Michael J. *La práctica del análisis de correspondencias*. Madrid: Fundación BBVA, 2012.

HAIR, Joseph. *et al. Análise multivariada de dados*. 6. ed. Porto Alegre: Bookman, 2009.

HARDLE, Wolfgang Karl; SIMAR, Léopold. *Applied Multivariate Statistical Analysis*. 4. ed. Springer, 2015. ISBN: 978-3-662-45170-0. DOI: 10.1007/978-3-662-45171-7.

HARDLE, Wolfgang *et al. Statistical Methods for Biostatistics and Related Fields*. Springer, 2007. ISBN-13: 978-3-540-32690-8.

IPEA - INSTITUTO DE PESQUISA ECONÔMICA APLICADA. Ministério da Economia. Fórum Brasileiro de Segurança Pública. *Atlas da Violência*. Brasília: ME/IPEA, 2020. Disponível em https://www.ipea.gov.br/portal/images/stories/PDFs/relatorio_institucional/200826_ri_atlas_da_violencia.pdf. Acesso em: 25 nov. 2020.

IZENMAN, Alan Julian. *Modern Multivariate Statistical Techniques*. Regression, Classification, and Manifold Learning. Springer, 2008. ISBN: 978-0-387-78188-4. DOI: 10.1007/978-0-387-78189-1.

JEANSONNE, Angela. *Loglinear Models*. 2002. Disponível em: <https://docplayer.net/30396625-Loglinear-models-angela-jeansonne-brief-history-overview-this-page-latest.html>. Acesso em: 15 jul. 2020.

JOHNSON, Richard A.; WICHERN, Dean W. *Applied Multivariate Statistical Analysis*. 6. ed. Pearson Education, 2007. ISBN:0-13-187715-1.

JOLLIFE, I.T. *Principal Component Analysis*. 2 ed. Springer, 2002. ISBN: 0-387-95442-2.

KATERI, Maria. *Contingency Table Analysis. Methods and Implementation Using R*. Springer, 2014. ISBN: 978-0-8176-4810-7. DOI: 10.1007/978-0-8176-4811-4.

KNOKE, David; BURKE, Peter J. *Log-Linear Models*. Sage Publications, 1980. ISBN: 080391492X.

MACHADO, Osmar Aparecido. *Qualidade da informação: uma abordagem orientada para o contexto*. 2013. Tese (Doutorado em Sistemas Digitais) - Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2013. Disponível em <http://dx.doi.org/10.11606/T.3.2013.tde-23052014-001437>. Acesso em 14 nov.2019.

MIRAGLIA, Paula. Apresentação. *Novos estud. - CEBRAP*, São Paulo, n. 80, p. 5-7, mar. 2008. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1590/S0101-33002008000100001>. Acesso em: 24 nov. 2020.

MOAITI, Dr. Jalal A.; OTHMAN, Radi A. & MOFTAH, Ali M.. *Impact of Overdispersion on Log-linear Models for Contingency Tables*. 2019. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/336881691_Impact_of_Overdispersion_on_Log-linear_Models_for_Contingency_Tables. Acesso em: 2 dez. 2020.

MONTEIRO, Claudio Danta, GUELLATI, Yacine; FERREIRA, Helder Rogério Sant'Ana. Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada. Brasil 2035: Tendências de peso e incertezas para Segurança Pública. *Texto para Discussão*. IPEA. Brasília: ME/IPEA, 2020. Disponível em http://repositorio.ipea.gov.br/bitstream/11058/8080/1/td_2337.pdf. Acesso em: 7 dez. 2020.

OLIVEIRA JUNIOR, Almir de; GUELLATI, Yacine. *Instituições participativas e poli-*

ciamento comunitário: referencial teórico e revisão de literatura. Rio de Janeiro : Ipea, 2016. Disponível em: <http://repositorio.ipea.gov.br/handle/11058/9698>. Acesso em: 25 nov. 2020.

PEIXOTO, Betânia Totino; LIMA, Renato Sérgio de; DURANTE, Marcelo Ottoni. Metodologias e criminalidade violenta no Brasil. *São Paulo Perspec.*, São Paulo, v. 18, n. 1, p. 13-21. Disponível em <http://dx.doi.org/10.1590/S0102-88392004000100003>. Acesso em: 08 out.2019.

RENCHER, Alvin C. *Methods of Multivariate Analysis*. 2. ed. John Wiley & Sons, 2002. ISBN: 0-471-41889-7.

SARTORIO, Simone Daniela. *Aplicações de Técnicas de análise multivariada em experimentos agropecuários usando o software R*. 2008. Dissertação (Mestrado em Agronomia) - Escola Superior de Agricultura 'Luiz de Queiroz', Piracicaba. Disponível em: <https://teses.usp.br/teses/disponiveis/11/11134/tde-06082008-172655/pt-br.php>. Acesso em: 15 jul. 2020.

SELBY, B. The index of dispersion as a test statistic. *Biometrika*, v. 52, n. 3/4, p. 627-629, 1965.

SOARES, Antonio Mateus de Carvalho. O acúmulo da violência e da criminalidade na sociedade brasileira e a corrosão dos direitos humanos. *Revista Interdisciplinar de Direitos Humanos*, v. 2, n. 2, p. 161-189, 2014. Disponível em <https://www3.faac.unesp.br/ridh/index.php/ridh/article/download/214/106>. Acesso em: 20 nov. 2020.

TAVARES, Elisângela Aparecida. O Aumento da Criminalidade no Brasil: Uma Relação Direta com o Idh Brasileiro. *SYNTHESIS— Revista Digital FAPAM*, v.7, n. 7, p. 229-239, 2016. Disponível em: <https://periodicos.fapam.edu.br/index.php/synthesis/article/view/139/136>. Acesso em: 20 nov. 2020.

UNODC - Escritório das Nações Unidas sobre Drogas e Crime. *Gestão e Governança da Segurança Pública no Distrito Federal e Entorno*. 2011. Disponível em: https://www.unodc.org/documents/lpo-brazil/noticias/2011/09-setembro/Diagnostico_Gestao_e_Governanca.pdf. Acesso em: 25 nov. 2020.

UNODC - Escritório das Nações Unidas sobre Drogas e Crime. *Brasil tem segunda maior taxa de homicídios da América do Sul, diz relatório da ONU*. 2019. Disponível em: <https://www.unodc.org/lpo-brazil/pt/frontpage/2019/07/brasil-tem-segunda-maior-taxa-de-homicidios.html>. Acesso em: 20 nov. 2020.

WIKIPEDIA. *Lista de regiões administrativas do Distrito Federal por população*. Disponível em: https://pt.wikipedia.org/wiki/Lista_de_regi%C3%B5es_administrativas_do_Distrito_Federal_por_popula%C3%A7%C3%A3o. Acesso em: 10 dez. 2020.

Apêndices

A - Estimativa populacional feita pelo IBGE

Tabela 31: Estimativa populacional - Brasil, 2016-2019

Unidade de Federação	2016	2017	2018	2019
Brasil	206.081.432	207.660.929	208.494.900	210.147.125
Rondônia	1.787.279	1.805.788	1.757.589	1.777.225
Acre	816.687	829.619	869.265	881.935
Amazonas	4.001.667	4.063.614	4.080.611	4.144.597
Roraima	514.229	522.636	576.568	605.761
Pará	8.272.724	8.366.628	8.513.497	8.602.865
Amapá	782.295	797.722	829.494	845.731
Tocantins	1.532.902	1.550.194	1.555.229	1.572.866
Maranhão	6.954.036	7.000.229	7.035.055	7.075.181
Piauí	3.212.180	3.219.257	3.264.531	3.273.227
Ceará	8.963.663	9.020.460	9.075.649	9.132.078
Rio Grande do Norte	3.474.998	3.507.003	3.479.010	3.506.853
Paraíba	3.999.415	4.025.558	3.996.496	4.018.127
Pernambuco	9.410.336	9.473.266	9.496.294	9.557.071
Alagoas	3.358.963	3.375.823	3.322.820	3.337.357
Sergipe	2.265.779	2.288.116	2.278.308	2.298.696
Bahia	15.276.566	15.344.447	14.812.617	14.873.064
Minas Gerais	20.997.560	21.119.536	21.040.662	21.168.791
Espírito Santo	3.973.697	4.016.356	3.972.388	4.018.650
Rio de Janeiro	16.635.996	16.718.956	17.159.960	17.264.943
São Paulo	44.749.699	45.094.866	45.538.936	45.919.049
Paraná	11.242.720	11.320.892	11.348.937	11.433.957
Santa Catarina	6.910.553	7.001.161	7.075.494	7.164.788
Rio Grande do Sul	11.286.500	11.322.895	11.329.605	11.377.239
Mato Grosso do Sul	2.682.386	2.713.147	2.748.023	2.778.986
Mato Grosso	3.305.531	3.344.544	3.441.998	3.484.466
Goiás	6.695.855	6.778.772	6.921.161	7.018.354
Distrito Federal	2.977.216	3.039.444	2.974.703	3.015.268

Fonte: IBGE

B - Projeção populacional feita pela CODEPLAN

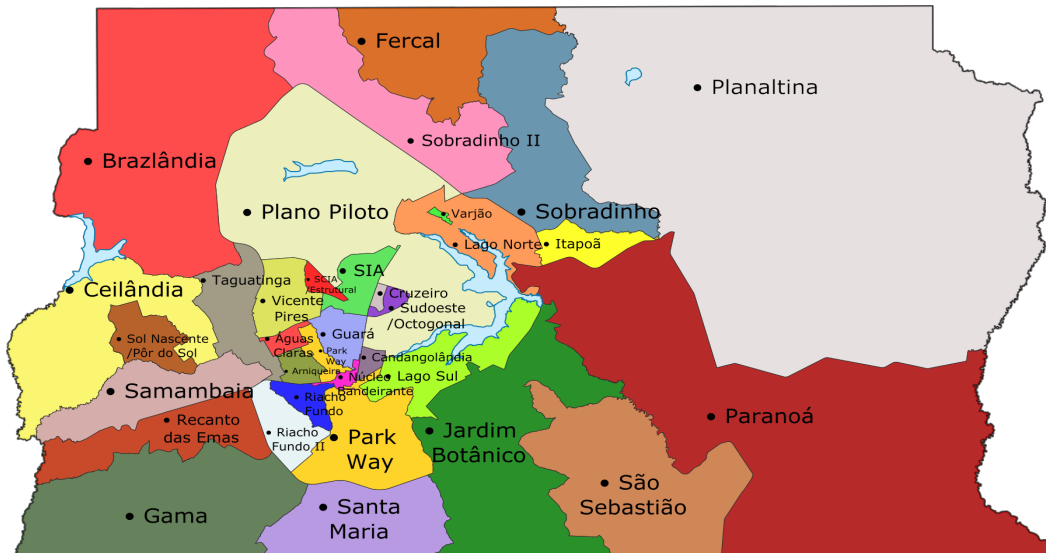
Tabela 32: Projeção populacional - Brasil - Distrito Federal, 2016-2019

Região Administrativa	2016	2017	2018	2019
Distrito Federal	2.890.224	2.931.057	2.972.209	3.012.718
Brasília	220.009	222.173	225.020	227.645
Gama	141.272	141.630	142.420	143.037
Taguatinga	203.442	204.224	205.689	206.902
Brazlândia	62.828	63.019	63.414	63.716
Sobradinho	71.053	70.956	71.077	71.114
Planaltina	186.795	188.785	191.382	193.721
Paranoá	71.059	71.855	72.871	73.786
Núcleo Bandeirantes	23.842	23.843	23.917	23.966
Ceilândia	431.007	433.476	437.309	440.548
Guará	128.078	130.953	134.255	137.398
Cruzeiro	31.336	31.159	31.079	30.968
Samambaia	224.762	229.406	234.799	239.875
Santa Maria	127.500	127.727	128.359	128.812
São Sebastião	97.632	100.683	104.076	110.504
Recanto das Emas	130.373	130.662	131.375	131.902
Lago Sul	29.888	29.936	30.072	30.183
Riacho Fundo	41.562	42.056	42.691	43.256
Lago Norte	36.896	36.883	36.987	37.058
Candangolândia	16.656	16.547	16.489	16.413
Águas Claras	151.962	156.361	161.278	165.962
Riacho Fundo 2	68.793	81.610	85.707	89.673
Sudoeste	53.369	53.753	54.296	54.777
Varjão do Torto	8.781	8.781	8.804	8.822
Park Way	22.325	22.468	22.675	22.865
Estrutural	34.823	35.251	35.792	36.279
Sobradinho 2	79.667	79.188	78.951	78.614
Jardim Botânico	52.789	54.031	55.438	56.786
Itapoã	59.666	60.843	62.208	63.479
SIA	2.568	2.582	2.596	2.607
Vicente Pires	70.226	70.914	71.818	72.630
Fercal	9.265	9.302	9.365	9.420

Fonte: CODEPLAN

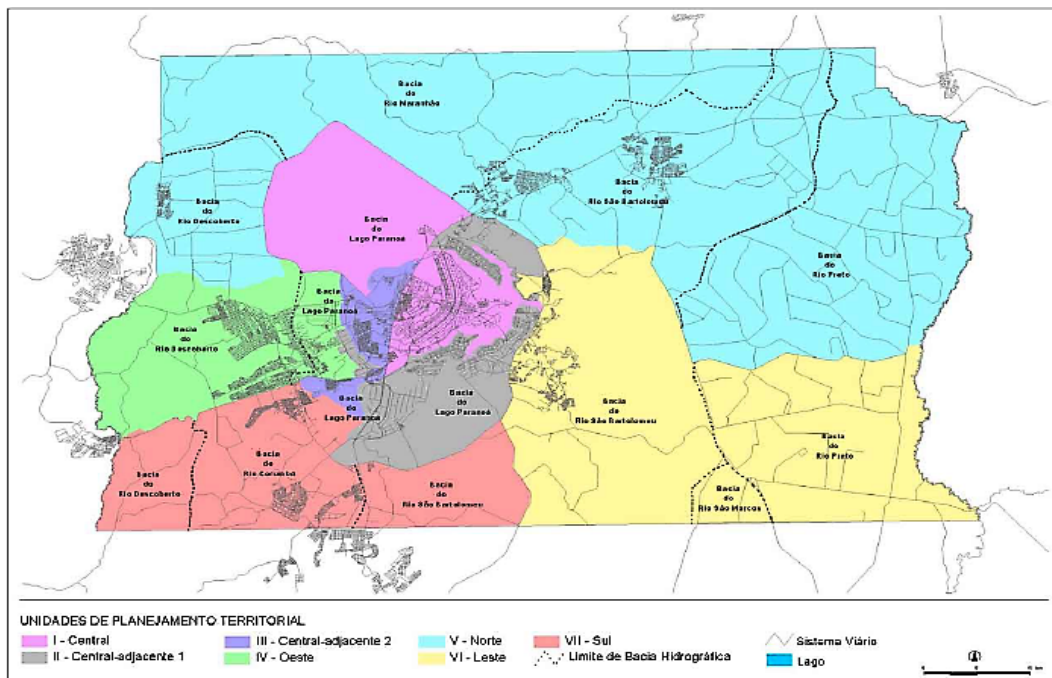
C - Mapa das Regiões Administrativas do Distrito Federal

Figura 1: Mapas do Distrito Federal - 2020



Fonte: WIKIPÉDIA.ORG

Figura 2: Mapa das Unidades de Planejamento Territorial do Distrito Federal - 2020



Fonte: Plano Diretor de Organização Territorial do Distrito Federal/CODEPLAN

D - Ocorrências registradas, por localidade e ano segundo tipo de crime

Tabela 33: Distribuição dos registros de ocorrências, por Grandes Regiões e tipo de crime segundo ano - Brasil, 2016 - 2019

Região	Ano	Tipo de Crime									
		Estupro	%	Furto de veículo	%	Homicídio doloso	%	Lesão corporal seguida de morte	%	Roubo a instituição financeira	%
Região Norte	2016	5739	13,07	13438	30,60	6367	14,50	107	0,24	101	0,23
Região Norte	2017	6404	13,28	14703	30,49	6182	12,82	119	0,25	88	0,18
Região Norte	2018	6950	15,38	13121	29,03	6390	14,14	91	0,20	135	0,30
Região Norte	2019	7130	18,72	11031	28,97	4922	12,93	106	0,28	97	0,25
Região Nordeste	2016	9865	7,41	25265	18,98	22125	16,62	359	0,27	387	0,29
Região Nordeste	2017	10040	7,21	26437	18,99	23776	17,08	518	0,37	296	0,22
Região Nordeste	2018	9703	7,42	25515	19,51	20224	15,47	405	0,31	235	0,18
Região Nordeste	2019	8561	7,84	25090	22,97	15725	14,39	347	0,32	109	0,10
Região Sudeste	2016	16280	4,47	159629	43,86	13377	3,68	143	0,04	311	0,09
Região Sudeste	2017	17457	4,84	150855	41,81	13441	3,73	164	0,05	273	0,08
Região Sudeste	2018	18650	5,71	139296	42,67	11558	3,54	204	0,06	247	0,08
Região Sudeste	2019	18256	6,58	125750	45,30	9757	3,51	211	0,08	147	0,05
Região Sul	2016	7376	6,84	53935	49,99	4924	4,56	94	0,09	117	0,11
Região Sul	2017	8366	8,19	48006	46,99	5674	5,55	119	0,12	110	0,11
Região Sul	2018	9292	10,76	40508	46,90	4198	4,86	98	0,11	96	0,11
Região Sul	2019	8978	12,22	36378	49,50	3956	5,38	87	0,12	79	0,11
Região Centro-Oeste	2016	4563	6,79	26386	39,27	4787	7,13	78	0,11	160	0,24
Região Centro-Oeste	2017	4851	8,13	22992	38,53	4243	7,11	77	0,13	67	0,11
Região Centro-Oeste	2018	4813	9,04	22293	41,87	3800	7,13	104	0,20	54	0,10
Região Centro-Oeste	2019	4728	11,05	19233	44,93	3128	7,31	88	0,21	30	0,07

Região	Ano	Tipo de Crime								Total	%
		Roubo de carga	%	Roubo de veículo	%	Roubo seguido de morte (latrocínio)	%	Tentativa de homicídio	%		
Região Norte	2016	179	0,42	14101	32,11	373	0,85	3505	7,98	43910	100
Região Norte	2017	146	0,30	17050	35,36	362	0,75	3170	6,57	48224	100
Região Norte	2018	132	0,29	14632	32,37	340	0,75	3406	7,54	45197	100
Região Norte	2019	212	0,56	10867	28,54	249	0,65	3466	9,10	38080	100
Região Nordeste	2016	1407	1,06	62226	46,75	769	0,58	10702	8,04	133105	100
Região Nordeste	2017	1604	1,15	64787	46,55	864	0,63	10861	7,80	139183	100
Região Nordeste	2018	1326	1,01	62704	47,96	627	0,48	10014	7,66	130753	100
Região Nordeste	2019	997	0,91	47831	43,78	544	0,50	10042	9,19	109246	100
Região Sudeste	2016	20431	5,61	137219	37,70	746	0,21	15813	4,34	363949	100
Região Sudeste	2017	21866	6,06	141428	39,20	694	0,19	14608	4,04	360786	100
Região Sudeste	2018	18458	5,65	124407	38,11	550	0,17	13083	4,01	326453	100
Região Sudeste	2019	15156	5,46	96322	34,70	400	0,14	11593	4,18	277592	100
Região Sul	2016	1472	1,36	33535	31,08	281	0,26	6161	5,71	107895	100
Região Sul	2017	1558	1,52	32122	31,44	246	0,24	5965	5,84	102166	100
Região Sul	2018	1230	1,42	26017	30,13	173	0,20	4756	5,51	86368	100
Região Sul	2019	953	1,29	18456	25,11	149	0,20	4458	6,07	73494	100
Região Centro-Oeste	2016	681	1,01	24528	36,51	239	0,36	5762	8,58	67184	100
Região Centro-Oeste	2017	569	0,95	21198	35,52	206	0,35	5475	9,17	59678	100
Região Centro-Oeste	2018	473	0,89	16802	31,56	173	0,32	4731	8,89	53243	100
Região Centro-Oeste	2019	224	0,52	10586	24,73	149	0,35	4637	10,83	42803	100

Tabela 34: Distribuição dos registros de ocorrências, por Unidade de Federação e tipo de crime segundo ano - Brasil, 2016 - 2019

UF	Ano	Tipo de Crime										Total %											
		Estupro	% Furto de veículo	% Homicídio doloso	% Lesão corporal seguida de morte	% Roubo a instituição financeira	% Roubo a carga	% Roubo de veículo	% Roubo seguido de morte (atrocínio)	% Tentativa de homicídio													
Rondônia	2016	790	10,24	3557	46,10	535	6,83	2	0,03	11	0,14	14	0,18	1905	24,69	35	0,45	867	11,24	7716	100		
Rondônia	2017	941	14,66	2559	39,89	459	7,16	6	0,09	0	0	0	0	1671	26,05	21	0,23	798	11,82	6415	100		
Rondônia	2018	1024	15,95	2513	39,14	408	6,36	0	0	0	0	0	0	1724	26,85	16	0,25	735	11,45	6420	100		
Rondônia	2019	1092	17,64	2189	35,36	378	6,10	7	0,11	1	0,02	0	0	1816	29,33	16	0,26	690	11,15	6191	100		
Acre	2016	36	7,89	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	3,08	487	100
Acre	2017	108	6,01	539	30,01	221	12,31	0	0	5	0,28	3	0,17	849	47,27	10	0,55	61	3,40	1796	100		
Acre	2018	200	10,20	704	27,61	396	15,53	0	0	3	0,12	1	0,04	1080	42,35	20	0,78	86	3,37	2550	100		
Acre	2019	330	12,70	572	22,02	292	11,24	2	0,08	4	0,15	1246	47,96	14	0,54	134	5,16	2598	100				
Amazonas	2016	908	10,90	2694	30,66	1023	11,64	35	0,40	16	0,18	5	0,06	3586	40,81	92	1,05	378	4,30	8787	100		
Amazonas	2017	919	8,93	3461	33,63	1025	9,96	437	4,36	19	0,18	4	0,04	4521	43,93	65	0,63	241	2,34	10292	100		
Amazonas	2018	988	12,69	2252	28,93	1051	13,50	28	0,36	76	0,99	7	0,09	3080	39,58	54	0,69	247	3,17	7783	100		
Amazonas	2019	844	12,73	1970	29,70	984	14,84	23	0,35	56	0,84	9	0,14	2446	36,88	46	0,69	254	3,83	6632	100		
Amapá	2016	258	12,50	995	48,21	120	5,81	9	0,44	4	0,19	0	0	521	25,24	7	0,34	150	7,27	2064	100		
Amapá	2017	313	17,56	790	44,33	159	8,92	7	0,39	1	0,06	1	0,07	358	20,09	7	0,39	146	8,19	1782	100		
Amapá	2018	295	11,87	636	33,56	330	17,41	12	0,77	0	0	0	0	529	27,92	13	0,69	149	7,86	1895	100		
Amapá	2019	209	16,77	617	39,81	194	12,52	12	0,77	0	0	1	0,06	315	20,33	18	1,16	133	8,58	1550	100		
Tocantins	2016	2817	14,74	3888	20,35	3577	18,72	51	0,27	31	0,16	137	0,72	6052	36,38	192	1	1463	7,66	19108	100		
Tocantins	2017	3141	14,08	5094	22,84	3716	16,66	40	0,18	32	0,14	129	0,58	8069	38,42	225	1,01	1358	6,09	23014	100		
Tocantins	2018	3441	17,38	4292	21,22	3556	17,96	16	0,08	29	0,14	112	0,57	6591	33,28	188	0,94	1669	8,43	19804	100		
Tocantins	2019	3415	22,29	3588	23,42	2541	16,58	32	0,21	25	0,16	180	1,17	3896	25,42	122	0,80	1525	9,95	15324	100		
Maranhão	2016	430	21,06	805	39,42	270	13,22	4	0,20	12	0,59	0	0	207	10,13	18	0,88	296	14,70	2042	100		
Maranhão	2017	418	20,94	721	36,12	265	13,28	22	1,10	8	0,40	12	0,59	537	26,52	33	1,64	103	5,09	2025	100		
Maranhão	2018	295	14,07	722	35,65	286	14,12	33	1,63	14	0,69	15	0,77	447	22,93	8	0,41	212	10,88	1949	100		
Maranhão	2019	471	24,17	536	26,90	232	11,90	23	1,18	8	0,41	23	0,92	930	25,69	14	0,38	341	9,20	3796	100		
Ceará	2016	459	12,14	1499	40,45	417	11,25	7	0,19	23	0,63	8	0,22	815	22,40	11	0,30	335	9,21	3869	100		
Ceará	2017	564	15,90	1539	42,29	337	9,26	7	0,15	23	0,63	0	0	1091	23,11	16	0,34	417	8,82	4720	100		
Ceará	2018	727	15,40	2092	44,32	363	7,69	7	0,15	7	0,15	0	0	701	18,27	18	0,47	118	13,70	3836	100		
Ceará	2019	718	18,72	1569	40,90	301	7,85	31	0,78	3	0,08	1	0,03	4811	38	113	0,89	1244	9,83	2659	100		
Paraná	2016	995	7,86	3249	25,67	2070	16,35	32	0,25	79	0,62	67	0,53	4477	37,43	97	0,81	1073	8,97	11959	100		
Paraná	2017	1190	10,03	3130	26,17	1820	15,22	32	0,27	74	0,62	57	0,43	4003	36,89	71	0,64	1056	9,52	11095	100		
Paraná	2018	1180	10,72	2980	26,86	1617	14,57	14	0,13	38	0,34	37	0,33	4003	36,89	71	0,64	1056	9,52	11095	100		
Paraná	2019	1470	15,08	2539	26,05	1397	14,34	13	0,13	39	0,40	42	0,44	3252	33,37	95	0,77	918	9,42	9745	100		
Goiás	2016	1538	7,14	4927	22,80	3163	14,69	34	0,16	62	0,29	276	1,28	10084	46,84	88	0,41	1357	6,30	21539	100		
Goiás	2017	1588	6,54	4997	20,59	4746	19,56	40	0,16	56	0,23	310	1,28	11133	45,88	87	0,36	1311	5,40	24288	100		
Goiás	2018	1642	7,84	4184	19,97	4183	19,96	32	0,15	41	0,20	244	1,16	9319	44,47	47	0,22	1263	6,03	26955	100		
Goiás	2019	1810	12,09	4692	30,74	2987	13,94	30	0,20	14	0,09	90	0,60	1128	34,26	36	0,24	1174	7,84	18971	100		
Piauí	2016	653	8,34	2389	30,51	641	8,19	14	0,18	12	0,15	15	0,19	3322	42,42	49	0,63	736	9,30	7831	100		
Piauí	2017	773	9,96	2563	33,02	598	7,71	10	0,13	5	0,06	33	0,43	3101	39,96	43	0,55	635	8,18	7761	100		
Piauí	2018	675	7,52	3294	35,70	562	6,26	8	0,09	7	0,08	29	0,32	3880	43,24	46	0,51	564	6,28	8975	100		
Piauí	2019	675	7,41	2943	32,32	548	6,01	15	0,16	4	0,04	19	0,21	4310	47,33	34	0,37	558	6,13	9106	100		
Rio Grande do Norte	2016	206	1,87	1793	15,43	1745	15,81	119	1,08	40	0,36	17	0,15	7024	63,62	48	0,43	138	1,25	11040	100		
Rio Grande do Norte	2017	89	0,82	1329	12,34	1862	17,29	301	2,80	16	0,15	20	0,19	6092	64,94	83	0,77	75	0,70	10767	100		
Rio Grande do Norte	2018	109	1,00	1043	10,41	1430	14,18	248	2,47	15	0,15	17	0,17	6082	69,70	108	1,08	56	0,56	10017	100		
Rio Grande do Norte	2019	235	3,43	695	10,14	1027	14,98	192	2,80	6	0,09	18	0,26	4013	65,84	66	0,96	103	1,50	16855	100		
Paraná	2016	445	16,69	316	11,85	1248	46,81	2	0,08	34	1,28	0	0	300	11,25	40	1,50	281	10,54	2666	100		
Paraná	2017	533	15,12	216	9,25	1293	51,52	6	0,26	23	0,99	228	9,76	228	9,76	37	1,58	267	11,43	2335	100		
Paraná	2018	245	3,42	1566	21,90	1173	16,40	5	0,07	67	0,94	48	0,67	3834	53,61	33	0,46	181	2,53	7192	100		
Paraná	2019	224	5,19	882	20,44	925	21,43	0	0	22	0,51	13	0,30	1963	45,48	18	0,42	269	6,23	4316	100		
Pernambuco	2016	2269	7,52	4832	16,01	4168	13,81	34	0,11	87	0,28	488	1,62	15217	50,41	112	0,36	2982	9,88	30189	100		
Pernambuco	2017	1654	4,44	6612	17,78	4910	13,20	37	0,10	59	0,16	673	1,81	19492	52,16	227	0,61	3624	9,74	37195	100		
Pernambuco	2018	1935	6,34	5387	17,64	3816	12,49	16	0,05	26	0,09	566	1,85	15397	50,18	117	0,38	3354	10,98	30544	100		
Pernambuco	2019	2078	7,20	6137	21,28	3188	11,05	18	0,06	9	0,03	554	1,92	13127	45,51	132	0,46	3602	12,49	28845	100		
Sergipe	2016	544	8,81	1027	16,62	1306	21,15	1	0,02	5	0,08	41	0,66	2077	43,35	49	0,79	526	8,32	1076	100		
Sergipe	2017	568	9,49	886	14,79	1121	18,71	5	0,08	8	0,14	15	0,26	2815	46,99	59	0,98	513	8,56	5990	100		
Sergipe	2018	588	10,61	776	14,01	946	17,07	6	0,11	0	0	1	0,02	2639	47,64	32	0,58	585	11,47	5102	100		
Sergipe	2019	632	12,39	968	18,97	778	15,25	7	0,14	0	0	1	0,02	2094	41,03	27	0,53	679	8,70	7842</			

Tabela 34: Distribuição dos registros de ocorrências, por Unidade de Federação e tipo de crime segundo ano - Brasil, 2016 - 2019

UF	Ano	Estupro	% Furtos de veículo	% Homicídio doloso	% Lesão corporal seguida de morte	Tipo de Crime		% Roubo de veículo	% Roubo de carga	% Roubo de veículo	% Roubo seguido de morte (atrocínio)	% Tentativa de homicídio	Total								
						Roubo a instituição financeira	% Homicídio														
Minas Gerais	2016	1527	2.81	28836	52.91	4034	7.40	60	0.11	82	0.15	588	1.08	14198	26.05	113	0.21	5060	9.28	54408	100
	2017	1578	3.20	25605	51.92	3817	7.74	66	0.13	83	0.17	83	0.17	13042	26.44	98	0.20	4375	8.57	49319	100
	2018	1480	3.71	21401	54.01	2948	7.44	58	0.15	91	0.23	323	0.23	9522	24.04	81	0.20	3523	8.89	39617	100
Espírito Santo	2016	390	3.60	3102	28.61	1181	10.88	16	0.15	17	0.16	26	0.23	3376	31.14	56	0.52	2679	30.71	10843	100
	2017	405	2.64	4713	30.67	1407	9.16	10	0.08	11	0.07	28	0.18	6056	30.41	45	0.29	2093	17.22	15068	100
	2018	481	3.78	4448	34.99	1108	8.72	10	0.08	23	0.18	13	0.10	4433	34.87	34	0.27	2162	17.01	12712	100
Rio de Janeiro	2016	491	3.78	5600	43	937	7.19	11	0.08	40	0.31	20	0.16	3957	30.38	26	0.20	1941	14.90	13023	100
	2017	4308	5.28	16750	20.54	4641	5.69	55	0.07	75	0.09	9874	12.10	41696	51.10	225	0.28	3957	4.85	81500	100
	2018	4385	4.66	15708	16.70	4923	5.24	39	0.04	82	0.09	10909	11.27	54396	57.81	217	0.23	3727	3.96	94046	100
Rio de Janeiro	2016	4732	5.24	15794	17.43	4553	5.03	56	0.06	79	0.09	9182	10.14	52907	57.51	105	0.18	3914	4.32	90592	100
	2017	4921	6.56	15594	20.79	3662	4.88	45	0.06	57	0.08	7455	9.94	39750	53	109	0.15	4107	4.54	77000	100
	2018	10055	4.63	110932	51.12	3521	1.62	12	0.01	137	0.06	9943	4.58	77949	35.92	352	0.16	4117	1.90	217018	100
São Paulo	2016	11080	5.48	104829	51.88	3294	1.63	49	0.02	97	0.05	10884	5.24	67964	33.64	334	0.17	3833	1.80	206053	100
	2017	11949	6.51	97033	53.21	2849	1.61	80	0.03	54	0.03	8738	4.76	58335	31.80	270	0.15	3484	1.90	183532	100
	2018	11614	7.45	84099	53.90	2778	1.79	99	0.06	21	0.01	7325	4.69	46513	23.81	191	0.12	3390	2.17	150630	100
Paraná	2016	4663	11.43	20366	49.92	1455	3.57	49	0.12	0	0	899	2.20	12568	30.80	62	0.15	739	1.81	49801	100
	2017	5401	13.50	19346	48.34	2090	5.22	59	0.15	0	0	946	2.36	11366	28.40	63	0.16	717	1.87	49018	100
	2018	6363	18.30	17620	50.91	1454	4.20	47	0.14	24	0.07	695	2.01	7870	22.74	53	0.15	482	1.39	34608	100
Paraná	2016	6269	20.28	15967	51.63	1705	5.51	51	0.16	27	0.09	626	2.02	5780	18.72	59	0.19	434	1.40	30927	100
	2017	1033	4.80	14291	66.44	861	4	19	0.09	61	0.28	258	1.20	3470	16.13	57	0.26	1462	6.80	21512	100
	2018	1182	6.22	11987	63.13	942	4.96	26	0.14	57	0.30	209	1.10	3000	15.80	63	0.33	1523	8.02	18989	100
Santa Catarina	2016	1275	8.52	9133	61.06	746	4.99	21	0.14	25	0.17	151	1.01	2219	14.84	39	0.26	1348	9.01	14957	100
	2017	1486	10.44	8864	62.29	658	4.62	15	0.11	39	0.27	1717	12.07	17497	38.39	26	0.18	1407	9.89	14231	100
	2018	1680	3.69	19278	42.29	2608	5.71	26	0.06	56	0.12	315	0.69	17497	38.39	162	0.36	3960	8.69	45582	100
Rio Grande do Sul	2016	1783	4.33	16673	38.63	2642	6.13	34	0.08	53	0.12	403	0.93	17796	41.14	120	0.28	3695	8.56	43159	100
	2017	1654	4.49	13755	37.38	1998	5.43	30	0.08	47	0.13	384	1.04	15928	43.28	81	0.22	2926	7.95	38903	100
	2018	1223	4.32	11947	40.74	1593	5.62	21	0.07	33	0.12	288	1.02	10950	38.64	64	0.23	2617	9.24	28336	100
Mato Grosso do Sul	2016	1685	21.32	3894	49.25	562	7.11	7	0.09	22	0.28	1	0.01	884	11.18	40	0.51	810	10.25	7905	100
	2017	1808	23.37	3634	46.95	528	6.82	11	0.14	11	0.14	0	0	895	11.56	23	0.30	830	10.72	7740	100
	2018	1816	24.25	3700	49.41	455	6.98	7	0.09	12	0.16	0	0	782	10.44	25	0.33	692	9.24	7489	100
Mato Grosso do Sul	2016	1634	24.12	3464	51.13	411	6.07	7	0.10	7	0.10	1	0.01	531	7.84	14	0.21	796	10.42	6775	100
	2017	1615	14.91	3403	34.43	1086	10.03	22	0.20	25	0.23	13	0.12	3169	29.26	64	0.59	1433	13.23	10830	100
	2018	1705	17.94	2817	25.64	985	10.37	18	0.19	7	0.07	20	0.21	2385	27.20	30	0.53	1316	13.85	9503	100
Mato Grosso	2016	1717	21.48	2367	25.62	770	9.63	23	0.29	2	0.03	38	0.48	1836	22.97	41	0.51	1198	14.99	7992	100
	2017	627	1.86	12165	36.14	2567	7.63	43	0.13	108	0.32	600	1.78	14851	44.12	93	0.28	2601	7.74	38658	100
	2018	662	2.12	10824	36.53	2247	7.58	44	0.15	45	0.15	474	1.60	12846	43.36	98	0.33	2423	8.18	26627	100
Goias	2016	662	2.48	11267	42.28	2011	7.55	64	0.24	30	0.11	400	1.50	10163	38.14	84	0.32	1968	7.38	26649	100
	2017	711	4.04	8277	47.05	1575	8.96	54	0.31	21	0.12	151	0.86	4792	27.25	70	0.40	1936	11.01	17587	100
	2018	636	4.30	6924	46.82	572	3.87	6	0.04	4	0.03	67	0.45	5624	38.02	42	0.28	915	6.19	14791	100
Distrito Federal	2016	711	5.55	5717	44.64	483	3.77	5	0.04	4	0.03	75	0.59	4872	38.04	35	0.27	906	7.07	12808	100
	2017	659	6.07	4888	45	418	3.84	7	0.06	3	0.03	55	0.50	3962	36.48	28	0.26	842	7.75	10662	100
	2018	666	6.37	9125	49.05	372	3.55	4	0.04	0	0	34	0.33	3427	32.80	21	0.23	797	7.63	10449	100

(Continuação)

Tabela 35: Distribuição dos registros de ocorrências, por UPT e tipo de crime segundo ano - Brasil, 2016 - 2019

UPT	Ano	Tipo de Crime											
		Estupro	%	Furto de veículo	%	Furto em veículo	%	Homicídio	%	Latrocínio	%	Lesão seguida de morte	%
Central Adjacente 1	2016	16	2,37	99	14,64	257	38,02	4	0,59	0	0	0	0
Central Adjacente 1	2017	21	2,38	75	8,50	325	36,85	3	0,34	1	0,11	0	0
Central Adjacente 1	2018	13	1,92	60	8,88	279	41,27	4	0,59	2	0,30	0	0
Central Adjacente 1	2019	18	3,50	64	12,42	190	36,89	4	0,78	0	0	0	0
Central Adjacente 2	2016	93	1,17	974	12,29	2408	30,37	42	0,53	4	0,05	0	0
Central Adjacente 2	2017	89	1,35	740	11,23	2027	30,75	44	0,67	4	0,06	0	0
Central Adjacente 2	2018	92	1,51	635	10,41	1751	28,71	47	0,77	3	0,05	0	0
Central Adjacente 2	2019	69	1,25	798	14,50	1510	27,43	40	0,73	1	0,02	0	0
Central	2016	45	0,41	1721	15,68	4821	43,93	18	0,16	2	0,02	1	0,01
Central	2017	60	0,55	1577	14,49	5240	48,13	22	0,20	5	0,05	0	0
Central	2018	49	0,52	1201	12,79	4188	44,60	18	0,19	1	0,01	0	0
Central	2019	39	0,55	813	11,16	2931	40,24	22	0,30	1	0,01	1	0,01
Leste	2016	66	1,17	379	6,69	399	7,04	95	1,68	9	0,16	0	0
Leste	2017	82	1,49	293	5,33	356	6,48	63	1,15	4	0,07	0	0
Leste	2018	78	1,62	353	7,34	353	7,34	57	1,18	2	0,04	0	0
Leste	2019	74	1,89	294	7,51	417	10,64	67	1,71	1	0,03	0	0
Norte	2016	122	1,87	607	9,28	661	10,11	106	1,62	4	0,06	2	0,03
Norte	2017	115	1,80	477	7,47	831	13,01	106	1,66	4	0,06	2	0,03
Norte	2018	123	2,27	455	8,40	549	10,13	78	1,44	4	0,07	4	0,07
Norte	2019	111	2,50	346	7,78	477	10,73	72	1,62	6	0,14	1	0,02
Oeste	2016	218	0,81	2323	8,64	3319	12,34	188	0,70	13	0,05	1	0
Oeste	2017	243	0,98	1836	7,39	2992	12,04	165	0,66	15	0,06	3	0,01
Oeste	2018	254	1,18	1941	8,97	2572	11,89	159	0,73	11	0,05	4	0,02
Oeste	2019	259	1,27	2022	9,94	2901	14,25	137	0,68	8	0,04	2	0,01
Sul	2016	108	0,88	935	7,64	934	7,63	135	1,10	10	0,08	1	0,01
Sul	2017	135	1,22	760	6,90	883	8,01	99	0,90	3	0,03	0	0
Sul	2018	116	1,23	690	7,29	871	9,21	76	0,80	4	0,04	0	0
Sul	2019	106	1,17	788	8,79	826	9,22	65	0,73	7	0,08	0	0

UPT	Ano	Tipo de Crime						Total	%		
		Roubo a transeunte	%	Roubo de veículo	%	Roubo em coletivo	%			Roubo em comércio	
Central Adjacente 1	2016	205	30,33	64	9,46	10	1,48	21	3,11	676	100
Central Adjacente 1	2017	274	31,07	117	13,27	47	5,33	19	2,15	882	100
Central Adjacente 1	2018	217	32,10	62	9,17	16	2,37	23	3,40	676	100
Central Adjacente 1	2019	181	35,15	46	8,92	6	1,17	6	1,17	515	100
Central Adjacente 2	2016	3326	41,95	518	6,53	308	3,88	255	3,23	7928	100
Central Adjacente 2	2017	2903	44,04	398	6,03	177	2,69	210	3,19	6592	100
Central Adjacente 2	2018	2845	46,65	318	5,21	245	4,03	162	2,66	6098	100
Central Adjacente 2	2019	2406	43,71	307	5,58	244	4,43	130	2,35	5505	100
Central	2016	3777	34,41	352	3,21	87	0,79	151	1,38	10975	100
Central	2017	3374	30,99	414	3,80	72	0,66	123	1,13	10887	100
Central	2018	3448	36,73	293	3,12	98	1,04	94	1	9390	100
Central	2019	3211	44,09	155	2,13	33	0,45	77	1,06	7283	100
Leste	2016	3966	70,06	306	5,41	74	1,31	367	6,48	5661	100
Leste	2017	4097	74,57	248	4,51	102	1,87	249	4,53	5494	100
Leste	2018	3420	71,07	243	5,05	55	1,14	251	5,22	4812	100
Leste	2019	2603	66,49	218	5,57	34	0,87	207	5,29	3915	100
Norte	2016	3928	60,07	484	7,40	289	4,42	336	5,14	6539	100
Norte	2017	3878	60,75	488	7,64	197	3,09	287	4,49	6385	100
Norte	2018	3442	63,53	418	7,72	125	2,31	220	4,06	5418	100
Norte	2019	2920	65,71	328	7,38	50	1,13	133	2,99	4444	100
Oeste	2016	15320	56,96	2736	10,17	1760	6,55	1017	3,78	26895	100
Oeste	2017	15056	60,59	2199	8,85	1543	6,21	797	3,21	24849	100
Oeste	2018	13258	61,27	1879	8,68	868	4,01	693	3,20	21639	100
Oeste	2019	11979	58,84	1655	8,13	872	4,28	522	2,56	20357	100
Sul	2016	7684	62,79	1203	9,83	602	4,92	626	5,12	12238	100
Sul	2017	7160	64,97	990	8,98	541	4,91	450	4,08	11021	100
Sul	2018	6398	67,62	783	8,28	181	1,92	342	3,61	9461	100
Sul	2019	5863	65,42	718	8,01	299	3,34	290	3,24	8962	100

Tabela 37: Tabela 36: Distribuição dos registros de ocorrências, por Regiões Administrativas e tipo de crime segundo ano - Brasil - Distrito Federal, 2016 - 2019

RA	Ano	Estupro	% Furtos de veículo	% Furtos em veículo	% Homicídio	Tipo de Crime			% Robo a transcurso	% Robo a veículo	% Robo em estóvão	% Robo em comércio	% Total						
						% Latrocínio	% Lesão seguida de morte	%											
PARANÁ	2016	14	0,70	162	8,16	233	11,73	32	1,61	1.114	5,74	16	0,81	89	4,48	1.986	100		
PARANÁ	2017	25	1,36	101	5,47	197	10,68	11	0,67	1.353	7,22	75	4,07	31	1,68	1.815	100		
PARANÁ	2018	25	1,71	95	6,62	169	11,70	11	0,77	1.004	7,01	64	4,46	107	7,81	1.351	100		
PARANÁ	2019	26	1,95	87	6,53	229	17,18	17	1,28	845	6,39	56	4,20	9	0,67	1.430	100		
PARK WAY	2016	3	5,60	18	14,40	31	24,80	0	0	38	31,20	21	16,80	6	4,80	3	2,40	125	100
PARK WAY	2017	3	2,46	14	11,48	38	31,15	0	0	38	31,15	23	18,84	4	3,28	1	0,82	125	100
PARK WAY	2018	3	3,30	11	12,69	30	32,96	1	1,10	8	8,79	8	8,79	2	2,20	1	1,10	91	100
PARK WAY	2019	4	4,49	3	3,37	31	31,83	0	0	41	46,07	10	11,24	0	0	0	80	100	
PLANALATINA	2016	58	1,45	307	7,60	327	8,10	63	1,57	2.622	6,95	273	7,16	227	5,62	158	3,91	4.037	100
PLANALATINA	2017	61	1,66	303	8,25	337	9,18	60	1,63	2.378	6,74	270	7,60	121	3,29	131	3,57	3.673	100
PLANALATINA	2018	55	1,71	255	7,96	281	8,15	48	1,50	2.132	6,19	238	7,13	70	2,19	119	3,72	3.203	100
PLANALATINA	2019	52	2,02	182	7,06	220	8,54	42	1,63	1.898	70,19	170	6,60	24	0,93	74	2,87	2.776	100
RECANTO DAS EMAS	2016	28	0,70	174	4,36	179	4,49	47	1,18	2.666	6,92	378	9,49	272	6,83	236	5,92	3.984	100
RECANTO DAS EMAS	2017	42	1,10	151	3,93	184	4,80	19	0,50	2.625	6,84	318	8,50	315	8,22	178	4,64	3.833	100
RECANTO DAS EMAS	2018	42	1,52	151	5,46	196	7,10	22	0,80	1.919	6,48	237	8,58	87	3,15	107	3,87	2.762	100
RECANTO DAS EMAS	2019	35	1,22	183	6,40	205	7,18	17	0,59	1.887	6,60	259	9,06	161	5,63	106	3,71	2.858	100
RIACHO FUNDO 2	2016	9	1,10	42	5,15	48	5,88	12	1,47	536	6,69	80	9,80	48	5,88	41	5,03	816	100
RIACHO FUNDO 2	2017	10	1,11	34	3,78	51	5,67	0	0	657	7,3	57	6,33	52	5,78	33	3,66	900	100
RIACHO FUNDO 2	2018	17	2,10	27	3,33	51	6,29	0	0	663	7,60	64	7,89	19	2,34	21	2,59	811	100
RIACHO FUNDO 2	2019	9	1,10	50	6,14	55	6,75	8	0,98	483	7,53	63	7,73	18	2,21	28	3,44	815	100
RIACHO FUNDO	2016	8	1,06	68	8,97	160	21,11	3	0,40	438	5,78	45	5,94	12	1,58	24	3,16	758	100
RIACHO FUNDO	2017	12	1,83	44	6,72	113	17,25	6	0,92	422	6,43	24	3,66	14	2,14	20	3,05	655	100
RIACHO FUNDO	2018	11	1,90	34	5,87	92	15,80	4	0,69	389	6,91	22	3,80	4	0,63	13	2,25	579	100
RIACHO FUNDO	2019	9	1,87	40	8,30	113	23,44	3	0,62	275	5,75	27	5,60	4	0,83	11	2,29	482	100
SAMAMBÁIA	2016	48	0,61	508	6,42	544	6,86	48	0,61	4.054	62,58	880	11,12	613	7,74	314	3,97	7.016	100
SAMAMBÁIA	2017	67	0,95	398	5,63	465	6,58	50	0,71	4.515	63,87	644	9,11	733	10,37	104	1,41	7.069	100
SAMAMBÁIA	2018	50	1,09	361	6,69	409	7,59	32	0,59	3.312	61,41	497	9,22	589	9,99	182	3,37	5.893	100
SAMAMBÁIA	2019	54	1,04	319	6,74	466	9	43	0,83	3.111	60,06	515	9,94	518	10	124	2,39	5.180	100
SANTA MARIA	2016	34	0,88	278	7,12	273	6,99	36	0,92	2.442	62,55	390	9,99	240	6,15	207	5,30	3.904	100
SANTA MARIA	2017	44	1,38	232	7,20	235	7,30	36	1,13	2.027	63,68	356	11,18	166	4,50	106	3,33	3.183	100
SANTA MARIA	2018	33	1,13	204	6,96	236	8,05	21	0,72	1.890	67,86	286	9,76	58	1,98	103	3,51	2.931	100
SANTA MARIA	2019	26	1,03	202	7,98	188	7,43	21	0,83	1.792	67,27	217	8,58	111	4,39	63	2,40	2.530	100
SÃO SEBASTIÃO	2016	35	1,86	116	6,17	140	21,13	4	0,21	1.269	67,46	116	6,17	30	1,66	189	10,05	1.881	100
SÃO SEBASTIÃO	2017	45	2,23	112	5,82	100	5,19	31	1,62	1.076	71,10	105	5,15	57	1,92	139	6,22	1.925	100
SÃO SEBASTIÃO	2018	36	1,76	155	7,39	102	5	27	1,82	1.424	69,74	125	6,12	21	1,05	152	7,44	2.042	100
SÃO SEBASTIÃO	2019	29	2,11	114	8,29	91	6,62	26	1,89	308	69,07	105	7,49	15	1,09	61	4,44	1.375	100
SIA	2016	2	0,28	195	27,39	332	46,63	3	0,42	125	17,55	37	5,20	8	1,18	10	1,47	680	100
SIA	2017	1	0,15	217	31,91	273	40,15	4	0,67	138	20,29	29	4,26	8	1,18	10	1,47	680	100
SIA	2018	4	0,67	120	20,13	288	48,32	4	0,67	124	20,81	24	4,03	21	3,52	11	1,85	596	100
SIA	2019	1	0,20	154	30,50	193	38,22	3	0,59	125	24,75	13	2,57	7	1,39	8	1,58	505	100
SOBRADINHO 2	2016	25	3,41	75	10,26	61	8,34	23	3,15	428	58,28	44	6,02	9	1,23	67	9,17	731	100
SOBRADINHO 2	2017	27	2,93	51	5,53	97	10,52	23	2,49	546	59,23	82	8,89	33	3,58	63	6,83	922	100
SOBRADINHO 2	2018	32	4,53	38	5,38	78	11,05	13	1,84	425	62,20	52	7,37	23	3,26	43	6,09	706	100
SOBRADINHO 2	2019	33	5,52	33	5,52	82	13,71	8	1,34	389	65,05	28	4,68	11	1,84	14	2,34	598	100
SOBRADINHO	2016	33	1,94	215	12,67	269	15,85	15	0,88	833	59,27	154	9,07	51	3,01	104	6,13	1.697	100
SOBRADINHO	2017	20	1,18	115	6,75	374	21,95	15	0,88	934	54,81	118	6,92	35	2,05	91	5,34	1.704	100
SOBRADINHO	2018	33	2,32	153	10,77	191	13,46	12	0,85	838	59,01	114	8,03	23	1,62	55	3,87	1.420	100
SOBRADINHO	2019	21	1,77	121	10,19	162	13,65	17	1,43	688	57,96	116	9,77	15	1,26	44	3,71	1.187	100
SUDOESTE	2016	0	0	64	17,58	197	54,12	1	0,27	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
SUDOESTE	2017	6	1,38	71	16,36	249	57,37	0	0	75	20,60	14	3,95	4	1,10	0	0	0	0
SUDOESTE	2018	0	0	55	12,79	274	63,72	0	0	82	18,89	14	3,24	3	0,70	10	2,33	430	100
SUDOESTE	2019	3	1,40	46	21,50	84	39,25	1	0,46	73	34,11	4	1,87	1	0,47	1	0,47	214	100
TAGUATINGA	2016	52	0,72	786	10,82	1.394	19,19	28	0,39	3.704	59,99	914	12,58	115	1,58	268	3,69	7.264	100
TAGUATINGA	2017	51	0,76	643	9,67	1.334	20,06	23	0,34	3.652	54,91	643	9,67	128	1,92	174	2,62	6.651	100
TAGUATINGA	2018	39	0,65	789	13,25	1.086	18,22	21	0,35	3.191	54,53	501	9,91	90	1,34	161	2,70	5.961	100
TAGUATINGA	2019	51	0,91	704	13,61	1.139	20,29	16	0,29	2.919	52	476	8,48	88	1,57	157	2,80	5.613	100
VÁRIAS DO TORO	2016	3	6,52	13	28,26	11	23,91	0	0	14	30,43	1	2,18	0	0	2	4,35	46	100
VÁRIAS DO TORO	2017	4	2,25	7	10,94	12	18,75	1	1,56	0	0	0	0	0	0	6	9,38	61	100
VÁRIAS DO TORO	2018	2	2,44	13	15,85	15	18,29	0	0	35	42,68	5	6,10	4	4,88	7	8,54	82	100
VÁRIAS DO TORO	2019	2	3,23	17	27,42	19	30,65	0	0	1	1,61	1	1,61	0	0	1	1,61	62	100
VICENTE PIES	2016	20	2,73	93	12,70	202	27,60	8	1,09	306	41,80	64	8,75	19	2,60	20	2,73	732	100
VICENTE PIES	2017	16	2,33	63	9,16	217	31,54	6	0,87	249	36,19	50	3,92	27	3,92	48	6,98	688	100
VICENTE PIES	2018	19	3,15	77	12,77	159	26,37	4	0,66</										

E - Mapas perceptuais das UFs e tipos de crimes por ano

Figura 3: Mapa perceptual entre Unidade de Federação e Tipo de Crime, 2016

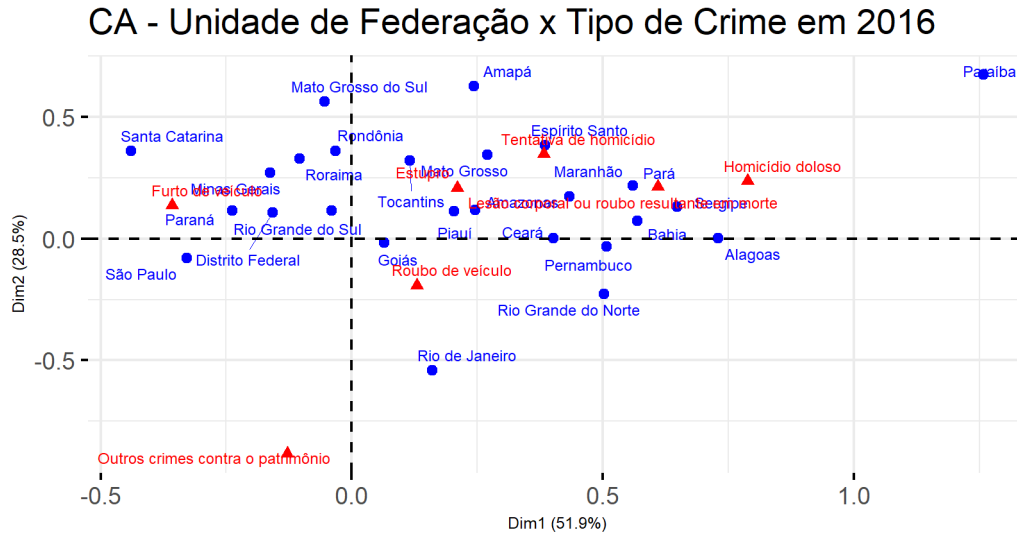


Figura 4: Mapa perceptual entre Unidade de Federação e Tipo de Crime, 2017

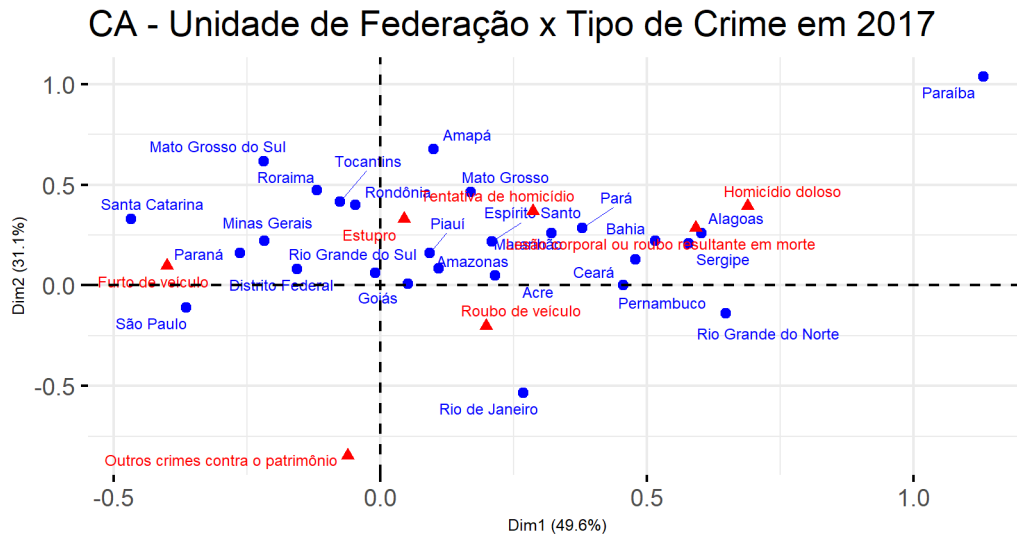


Figura 5: Mapa perceptual entre Unidade de Federação e Tipo de Crime, 2018

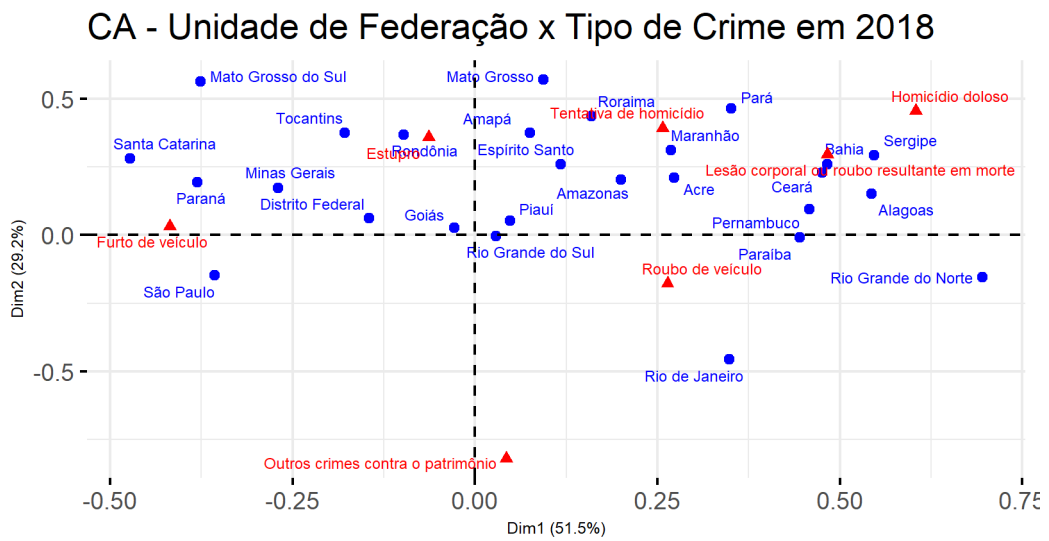
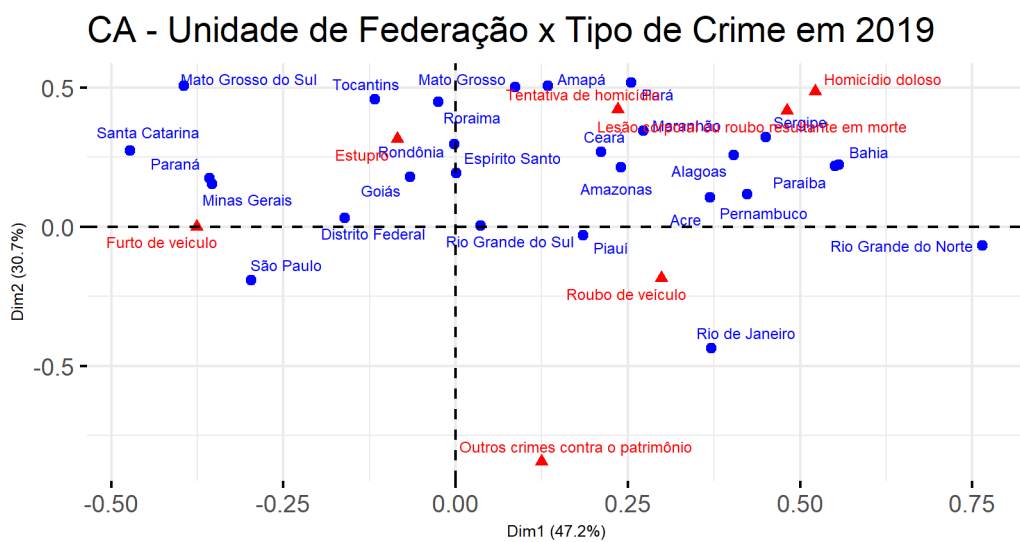


Figura 6: Mapa perceptual entre Unidade de Federação e Tipo de Crime, 2019



F - Testes de superdispersão para as regressões Log-Lineares

Tabela 38: Teste de superdispersão dos modelos para os dados do Ministério da Justiça - Brasil

Modelos	Modelo Poisson	
	Estatística do Teste	p-valor
(Tipo de crime, Ano, Região)	34442,49	<0,01
(Região, Ano*Tipo de crime)	34223,07	<0,01
(Ano, Região*Tipo de crime)	1167,15	<0,01
(Tipo de crime, Região*Ano)	33615,00	<0,01
(Região*Ano, Região*Tipo de crime)	671,01	<0,01
(Região*Ano, Ano*Tipo de crime)	33483,23	<0,01
(Região*Tipo de crime, Ano*Tipo de crime)	1085,57	<0,01
(Região*Tipo de crime, Ano*Região, Ano*Tipo de crime)	233,50	<0,01
(Região*Tipo de crime*Ano)	13,81	<0,01

Tabela 39: Teste de superdispersão dos modelos para os dados do Secretaria de Segurança Pública - Brasil - Distrito Federal

Modelos	Modelo Poisson	
	Estatística do Teste	p-valor
(Tipo de crime, Ano, UPT)	6159,40	<0,01
(UPT, Ano*Tipo de crime)	6063,55	<0,01
(Ano, UPT*Tipo de crime)	194,49	<0,01
(Tipo de crime, UPT*Ano)	6121,82	<0,01
(UPT*Ano, UPT*Tipo de crime)	175,97	<0,01
(UPT*Ano, Ano*Tipo de crime)	5998,90	<0,01
(UPT*Tipo de crime, Ano*Tipo de crime)	153,93	<0,01
(UPT*Tipo de crime, Ano*UPT, Ano*Tipo de crime)	108,73	<0,01
(UPT*Tipo de crime*Ano)	17,43	<0,01

G - Regressões Log-lineares das Grandes Regiões e tipos de crimes por ano

Tabela 40: Coeficientes estimados do modelo escolhido para os dados do Ministério da Justiça - 2016

Modelo	Parâmetros	Coeficiente estimado	EP	Intervalo de Confiança	P-valores
λ	Intercepto	12.1703	0.3180	11.5471 a 12.7935	<0,01
λ_1^{Crime}	Homicídio doloso vs Furto de veículo	-1.3541	0.3127	-1.9669 a -0,7412	<0,01
λ_2^{Crime}	Outros crimes contra o patrimonio vs Furto de veículo	-3.0136	0.3101	-3.6213 a -2,4059	<0,01
λ_3^{Crime}	Roubo de veiculo vs Furto de veículo	-0.0079	0.3021	-0.6000 a 0.5843	0.9793
$\lambda^{Região}$	Centro-Oeste vs Sudeste	-2.1853	0.3465	-2.8645 a -1.5061	<0,01
$\lambda_2^{Região}$	Nordeste vs Sudeste	-1.3007	0.3554	-1.9972 a -0.6041	<0,01
$\lambda_3^{Região}$	Norte vs Sudeste	-2.5874	0.3596	-3.2923 a -1.8825	<0,01
$\lambda_4^{Região}$	Sul vs Sudeste	-1.7131	0.3443	-2.3880 a -1.0382	<0,01
	Dispersão	0.2229	0.0681	0.1225 a 0.4048	

Tabela 41: Coeficientes estimados do modelo escolhido para os dados do Ministério da Justiça - 2017

Modelo	Parâmetros	Coeficiente estimado	EP	Intervalo de Confiança	P-valores
λ	Intercepto	12.1751	0.3288	11.5308 a 12.8195	<0,01
λ_1^{Crime}	Homicídio doloso vs Furto de veículo	-1.3159	0.3170	-1.9372 a -0.6947	<0,01
λ_2^{Crime}	Outros crimes contra o patrimonio vs Furto de veículo	-2.9900	0.3195	-3.6162 a -2.3637	<0,01
λ_3^{Crime}	Roubo de veiculo vs Furto de veículo	0.0484	0.3084	-0.5560 a 0,6529	0.8752
$\lambda^{Região}$	Centro-Oeste vs Sudeste	-2.3815	0.3577	-3.0825 a -1.6804	<0,01
$\lambda_2^{Região}$	Nordeste vs Sudeste	-1.2849	0.3648	-1.9998 a -0.5699	<0,01
$\lambda_3^{Região}$	Norte vs Sudeste	-2.5813	0.3699	-3.3063 a -1.8562	<0,01
$\lambda_4^{Região}$	Sul vs Sudeste	-1.7638	0.3524	-2.4546 a -1.0731	<0,01
	Dispersão	0.2330	0.0711	0.1281 a 0.4238	

Tabela 42: Coeficientes estimados do modelo escolhido para os dados do Ministério da Justiça - 2018

Modelo	Parâmetros	Coeficiente estimado	EP	Intervalo de Confiança	P-valores
λ	Intercepto	12.0860	0.3251	11.4489 a 12.7232	<0,01
λ_1^{Crime}	Homicídio doloso vs Furto de veículo	-1.3587	0.3153	-1.9767 a -0,7407	<0,01
λ_2^{Crime}	Outros crimes contra o patrimonio vs Furto de veículo	-3.0593	0.3158	-3.6782 a -2.4404	<0,01
λ_3^{Crime}	Roubo de veiculo vs Furto de veículo	-0.0196	0.3065	-0.6203 a 0.5811	0.9490
$\lambda^{Região}$	Centro-Oeste vs Sudeste	-2.3829	0.3545	-3.0778 a -1.6881	<0,01
$\lambda_2^{Região}$	Nordeste vs Sudeste	-1.2591	0.3612	-1.9671 a -0.5510	<0,01
$\lambda_3^{Região}$	Norte vs Sudeste	-2.4931	0.3661	-3.2107 a -1.7755	<0,01
$\lambda_4^{Região}$	Sul vs Sudeste	-1.8494	0.3487	-2.5327 a -1.1660	<0,01
	Dispersão	0.2289	0.0699	0.1258 a 0.4165	

Tabela 43: Coeficientes estimados do modelo escolhido para os dados do Ministério da Justiça - 2019

Modelo	Parâmetros	Coefficiente estimado	EP	Intervalo de Confiança	P-valores
λ	Intercepto	12.0372	0.3208	11.4085 a 12.6659	<0,01
λ_1^{Crime}	Homicídio doloso vs Furto de veículo	-1.4580	0.3058	-2.0573 a -0.8588	<0,01
λ_2^{Crime}	Outros crimes contra o patrimonio vs Furto de veículo	-3.2298	0.3108	-3.8390 a -2.6206	<0,01
λ_3^{Crime}	Roubo de veículo vs Furto de veículo	-0.2332	0.3001	-0.8214 a 0.3550	0.4371
$\lambda^{Região}$	Centro-Oeste vs Sudeste	-2.5545	0.3519	-3.2442 a -1.8648	<0,01
$\lambda_2^{Região}$	Nordeste vs Sudeste	-1.3169	0.3536	-2.0099 a -0.6240	<0,01
$\lambda_3^{Região}$	Norte vs Sudeste	-2.5313	0.3538	-3.2247 a -1.8379	<0,01
$\lambda_4^{Região}$	Sul vs Sudeste	-1.8833	0.3416	-2.5529 a -1.2137	<0,01
	Dispersão	0.2187	0.0669	0.1201 a 0.3982	