



UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

AMANDA GADELHA FEREIRA ROSA

**MULTICRITÉRIO EM SEGURANÇA PÚBLICA: uma aplicação no contexto de
roubos**

Recife

2019

AMANDA GADELHA FERREIRA ROSA

**MULTICRITÉRIO EM SEGURANÇA PÚBLICA: uma aplicação no contexto de
roubos**

Dissertação de Mestrado apresentada à UFPE para a obtenção de grau de Mestre como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção.

Área de Concentração: Gerência da produção.

Orientadora: Prof^a. Dr^a. Caroline Maria de Miranda Mota.

Recife

2019

Catálogo na fonte
Bibliotecária Margareth Malta, CRB-4 / 1198

R788m Rosa, Amanda Gadelha Ferreira.
Multicritério em segurança pública: uma aplicação no contexto de roubos /
Amanda Gadelha Ferreira Rosa. – 2019.
86 folhas, il., gráfs., tabs.

Orientadora: Profa. Dra. Caroline Maria de Miranda Mota.

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Pernambuco. CTG.
Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, 2019.
Inclui Referências.

658.5 CDD BCTG/2019-133

AMANDA GADELHA FERREIRA ROSA

MULTICRITÉRIO EM SEGURANÇA PÚBLICA: uma aplicação no contexto de roubos

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de produção da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção.

Aprovada em: 18/02/2019.

BANCA EXAMINADORA

Prof^a. Dr^a. CAROLINE MARIA DE MIRANDA MOTA. (Orientadora)

Universidade Federal de Pernambuco

Prof. Dr. CRISTIANO ALEXANDRE VIRGÍNIO CAVALCANTE. (Examinador interno)

Universidade Federal de Pernambuco

Prof^a. Dr^a. ANA LÚCIA BEZERRA CANDEIAS (Examinador externo)

Universidade Federal de Pernambuco

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus por todas as realizações que se fizeram presentes na minha vida. Agradeço à minha família que mesmo a distância tem me apoiado na busca dos meus objetivos, a eles dedico cada passo dessa jornada e sempre os levo na mente e no coração, os amo imensamente, sempre.

Obrigada aos amigos e colegas que surgiram durante o percurso e também àqueles que me acompanham de longa data. Vocês fizeram e fazem essa jornada chamada vida mais leve e divertida.

E agradeço aos professores, em especial a minha orientadora Caroline Mota que me conduziu com maestria e paciência e os professores da banca pelas suas contribuições.

Obrigada à CAPES pelo apoio financeiro.

RESUMO

Tendo em vista que as ações de mitigação aos crimes devem ser efetivas, uma vez que tratam da alocação dos recursos públicos, os padrões criminais devem ser considerados na tomada de decisão. Nesse sentido, conhecer as características do meio e de que forma as especificidades de cada local influenciam nos níveis de vulnerabilidade de cada área torna-se fundamental na disposição de pessoal e recursos para o combate incisivo ao crime que está sendo avaliado. Desta forma, o presente estudo se fundamentou nas análises e explorações estatística e espacial dos dados de roubos em uma localidade de Recife. Atrelado a isso, aplicou-se o modelo de apoio a decisão DRSA (*Dominance-based Rough Set Approach*), por meio do qual se tornou possível o apontamento da vulnerabilidade dos setores censitários conforme os critérios de número de domicílios em condições improvisadas, quantidade de alfabetizados, total de residentes e número de parada de ônibus. Diferente dos três primeiros critérios que foram extraídos da base de dados do IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística), a distribuição dos pontos de ônibus foi obtida do OSM (*Open Street Map*), todos os elementos definidos como critérios do modelo de decisão foram julgados pela análise de trabalhos já realizados. Nesse sentido, também se realizou um modelo baseado na distribuição de bancos, postos de gasolina, hotéis, lotéricas, farmácias, restaurantes, escolas, lojas e universidades presentes na localidade avaliada. Porém, considerando que a análise da vulnerabilidade dos locais busca avaliar o conjunto de critério de maneira agregada afim de fornecer uma avaliação holística da problemática, um terceiro modelo de decisão pode ser realizado. E, a partir dos modelos de decisão, mapas de apontamento de vulnerabilidade puderam ser desenvolvidos.

Palavras-chave: Análise espacial. Multicritério. Vulnerabilidade. Roubos.

ABSTRACT

The mitigation of crimes needs to be effective because of the use of public resources. In this way, the actions to reduce crimes must consider the different aspects of demographic and spatial characteristics of the environment, which can influence the behaviour of people and the local economy, in decision making process. In this sense, the present study is based on the spatial and statistical analysis of data to explore the relations among a set of variables in robberies actions and propose a model construction reasoned by the use of DRSA (Dominance-based Rough Set Approach) to support the decision in allocation of public resources, seeking to minimize these kind of occurrences by the evaluation of vulnerability in an area, according to the number of residents, number of improvised domiciles, number of literate people and number of bus stops. The first three criterias were extracted from Censo 2010 and the last was found out at Open Street Map web page, all of them were defined to be used based on works already done. In addition, for the sake of creating a holistic model, spatial elements were considered in order to classify the locaties in levels of vulnerability and a geographic information system was used to visual support.

Keywords: Spatial analysis. Multicriteria. Vulnerability. Robbery.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Gráfico 1 - Série de CVPs registrados na cidade de Recife 2011-2017	14
Figura 1 - Estrutura de um problema de análise de decisão multicritério.....	19
Figura 2 - Metodologia de pesquisa.....	23
Figura 3 - Simplificação do sistema criminal.....	33
Figura 4 - Etapas da metodologia	40
Figura 5 - Boxplot das variáveis da regressão binomial negativa de roubos	52
Figura 6 - Concentração de pontos	55
Figura 7 - Vulnerabilidade espacial de cada parada e suas áreas de abrangência	56
Figura 8 - Vulnerabilidade por área de abrangência das paradas + estabelecimentos.....	57
Figura 9 - Concentração dos estabelecimentos das áreas de alta densidade de roubo.....	58
Figura 10 - Análise local de Moran (roubos)	59
Figura 11 - Regras de decisão da amostra de treino (dados IBGE + paradas)	61
Figura 12 - Vulnerabilidade dos setores censitários (dados IBGE + paradas).....	62
Figura 13 - Regra de decisão (estabelecimentos + paradas)	63
Figura 14 - Vulnerabilidade dos setores censitários (estabelecimentos + paradas).....	64
Figura 15 - Semelhanças entre as aplicações do DRSA	65
Figura 16 - Modelo de decisão agregado	66
Figura 17 - Vulnerabilidade dos setores censitários (critérios agregados).....	67
Figura 18 - Moran local para os níveis de vulnerabilidade (IBGE + paradas).....	68
Figura 19 - Moran local de vulnerabilidade (estabelecimentos + paradas).....	69
Figura 20 - Moran local (modelo de decisão com critérios agregados).....	70

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Eficiência nas ações de combate à violência	13
Quadro 2 - Quantidade de estabelecimentos da área avaliada.....	43
Quadro 3 - Modelo de regressão linear para paradas.....	49
Quadro 4 - Modelo regressão linear para roubos (sem paradas)	50
Quadro 5 - Regressão linear para roubos (com paradas)	51
Quadro 6 - Regressão binomial negativa para roubo (com paradas).....	52
Quadro 7 - Regressão linear para exploração de roubos (estabelecimentos)	53
Quadro 8 - Regressão linear para exploração das paradas (estabelecimentos)	54

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

AIC	<i>Akaike Information Critérion</i> (critério de informação de Akaike)
B.O	Boletim de ocorrência
CVLI	Crimes Violentos Letais Intencionais
CVP	Crimes Violentos Contra o Patrimônio
CTTU	Autarquia de Transporte e Trânsito do Recife
DEA	<i>Data Envelopment Analysis</i>
DRSA	<i>Dominance-based Rough Set Approach</i>
GIS	<i>Geographic Information System</i>
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IRSA	<i>Indiscernability Rough Set Approach</i>
MAUT	<i>Multi-Attribute Utility Theory</i>
MCDM/A	<i>Multiple-Criteria Decision-Making/Analysis</i>
OLS	<i>Ordinary Least-Squares</i>
OSM	<i>Open Street Map</i>
SDS	Secretaria de Defesa Social
SDSS	<i>Spatial Decision Support System</i>
VC-DRSA	<i>Variance Consistency Rough Set Approach</i>

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	12
1.1	Objetivos.....	15
1.1.1	Objetivo geral	15
1.1.2	Objetivos específicos	15
1.2	Justificativa.....	16
2	REFERENCIAL TEÓRICO E REVISÃO DA LITERATURA	18
2.1	Multicriteria decision making/aid (MCDM/A)	18
2.2	Rough Set Theory.....	20
2.2.1	IRSA – Indiscernability Rough Set Approach	21
2.2.2	Dominance-based rough set approach (DRSA).....	23
2.2.3	Tabela de dados	24
2.2.4	Princípio da dominância.....	24
2.2.5	Aproximações <i>rough</i>	25
2.2.6	Propriedade das aproximações <i>rough</i>	27
2.2.7	Qualidade da aproximação, redutores e <i>core</i>	29
2.2.8	Variance Consistency Rough Set Approach (VC-DRSA).....	29
2.3	Aplicação dos modelos matemáticos em criminologia e segurança.....	32
2.3.1	Regressão binomial negativa.....	36
2.3.2	Índice de Moran.....	37
2.4	Sistema de Informação Geográfica.....	38
2.5	Considerações do capítulo.....	38
3	METODOLOGIA	40
3.1	Levantamento e exploração dos dados e variáveis.....	40
3.2	Construção e aplicação do modelo multicritério.....	44
3.2.1	Fase preliminar	44
3.2.2	Modelagem de preferências e escolha do método	45
3.2.3	Finalização.....	45
3.3	Análise espacial dos resultados do modelo de decisão	46
4	ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS	47
4.1	Levantamento e exploração dos dados e variáveis.....	47

4.1.1	Exploração estatística.....	47
4.1.2	Exploração espacial	55
4.2	Descrição do problema.....	59
4.2.1	Modelo de decisão baseado na perspectiva sócio-demográfica da região	60
4.2.2	Modelo de decisão baseado na localização espacial de estabelecimentos	62
4.2.3	Modelo de decisão baseado na agregação.....	65
4.3	Análise espacial dos resultados do modelo de decisão	67
4.4	Discussão e resultados	70
5	CONCLUSÃO	74
	REFERÊNCIAS	76

1 INTRODUÇÃO

O entendimento do crime e do comportamento criminoso requer uma avaliação do contexto social em que o evento ocorreu. Entretanto, essa avaliação é uma tarefa complexa, uma vez que trata de um problema multifacetado ao incluir as variáveis espacial, temporal e cultural. Ou seja, as características sociais e demográficas que desenham os padrões de localização dos diferentes tipos de estabelecimentos, perfil de indivíduos frequentantes e dinâmica com a qual as relações se processam em uma dada área, são capazes de prever o nível de vulnerabilidade às ações transgressoras. Sob essa visão, se reconhece a existência de locais de ocorrência constante de crimes e outros que não apresentam incidência alguma (BRANTINGHAM; BRANTINGHAM, 1993; GROFF; JOHNSON; THORNTON, 2018).

Os crimes são consequências da desorganização social, resultado das adversidades econômicas de uma dada região. E, dentre os aspectos dessa desorganização estão: a frequência do fluxo de pessoas e mercadorias, bem como a localização de estabelecimentos de prestação de serviços no local (NEWTON, 2008; WEISBURD; GROFF; YANG, 2014; YU; MAXFIELD, 2013).

Desta forma, tanto os estabelecimentos comerciais, quanto as paradas de ônibus, são ambientes favoráveis para a ocorrência de crimes, contudo existe uma diferença entre esses locais. No primeiro, o usuário tem um conjunto finito de locais disponíveis para, então, escolher aquele que lhe transmite maior sensação de segurança. Enquanto que para o segundo caso, o usuário que utiliza o serviço de transporte público o faz por necessidade, sendo por vezes tolerante às situações de risco (YU, 2009).

Embora resguardadas por leis e pelo policiamento civil e militar, responsáveis, respectivamente, pelas investigações criminais e repressão ao crime, as unidades federativas do Brasil possuem diferentes desempenhos no combate aos homicídios, roubos de veículos e demais roubos conforme o Quadro 1 (LIMA; MARINHO, 2017).

Quadro 1 - Eficiência nas ações de combate à violência

Pontuações de eficiência, homicídios, roubos de veículos e outros roubos. Média de valores de 2008 a 2012								
Estado	Eficiência		Homocídio		Outros roubos		Roubo de veículos	
	Valor	Posição	Taxa	Posição	Estado	Valor	Posição	Taxa
MG	1,2655	1º	15,20	22º	MG	1,2655	1º	15,20
SP	1,2099	2º	11,40	26º	SP	1,2099	2º	11,40
BA	1,1651	3º	36,24	5º	BA	1,1651	3º	36,24
RJ	1,1648	4º	29,64	14º	RJ	1,1648	4º	29,64
RS	1,0924	5º	18,74	21º	RS	1,0924	5º	18,74
MS	1,0066	6º	19,54	20º	MS	1,0066	6º	19,54
PI	1,0043	7º	10,80	27º	PI	1,0043	7º	10,80
TO	1,0011	8º	19,84	19º	TO	1,0011	8º	19,84
SE	1,0006	9º	32,42	7º	SE	1,0006	9º	32,42
RO	1,0003	10º	30,98	11º	RO	1,0003	10º	30,98
AC	1,0000	11º	24,65	16º	AC	1,0000	11º	24,65
CE	0,9050	12º	31,96	8º	CE	0,9050	12º	31,96
PR	0,8675	13º	31,20	9º	PR	0,8675	13º	31,20
PA	0,8482	14º	37,90	3º	PA	0,8482	14º	37,90
MA	0,8310	15º	20,20	18º	MA	0,8310	15º	20,20
SC	0,7736	16º	13,14	25º	SC	0,7736	16º	13,14
GO	0,7682	17º	21,84	17º	GO	0,7682	17º	21,84
AL	0,6929	18º	65,02	1º	AL	0,6929	18º	65,02
PB	0,6077	19º	35,70	6º	PB	0,6077	19º	35,70
AM	0,5817	20º	27,24	15º	AM	0,5817	20º	27,24
ES	0,5493	21º	37,42	4º	ES	0,5493	21º	37,42
RN	0,5276	22º	30,86	12º	RN	0,5276	22º	30,86
DF	0,4676	23º	30,78	13º	DF	0,4676	23º	30,78
AP	0,4605	24º	13,44	24º	AP	0,4605	24º	13,44
MT	0,4530	25º	31,06	10º	MT	0,4530	25º	31,06
PE	0,4283	26º	41,40	2º	PE	0,4283	26º	41,40
RR	0,0406	27º	14,00	23º	RR	0,0406	27º	14,00
Média	0,8041		27,13		Média	0,8041		27,13

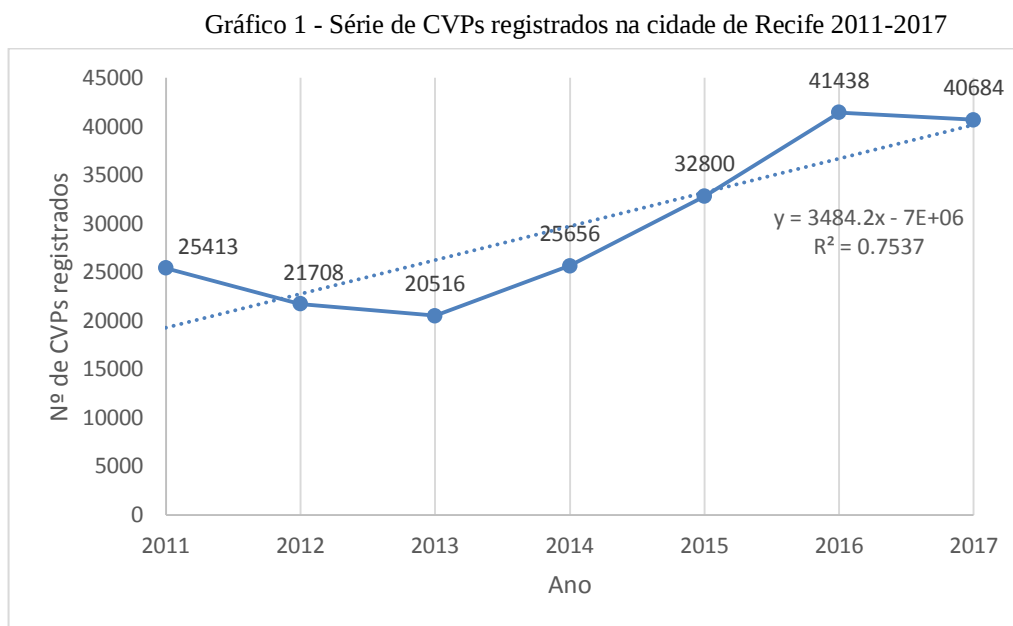
Fonte: Lima e Marinho (2017).

O estado de Pernambuco ocupa a penúltima posição em eficiência no combate aos crimes relacionados no Quadro 1. Tal situação pode ser explicada pela combinação de fatores de riscos e ausência de agentes que garantam a proteção do indivíduo. Ou seja, áreas não monitoradas que possuem uma intensa circulação de pessoas, baixa visibilidade e sinais de desordem (JUSTUS; KAHN; KAWAMURA, 2015).

Assim, um dos pontos discutidos no trabalho são os CVPs (crimes violentos contra o patrimônio). No que diz respeito a esse tipo de crime, os dados demonstram que em 2017 ocorreram 119.747 ações em todo o Pernambuco, sendo que aproximadamente 33,97% desse

total foram registradas somente na cidade de Recife, que despontou como a mais vitimada do estado (SDS, 2018).

A evolução dos crimes classificados CVP na cidade de Recife é mostrada conforme o Gráfico 1.



Fonte: Adaptado da Secretaria de Defesa Social de Pernambuco (2017)

Ao se verificar a tendência de aumento dos CVPs no Gráfico 1, buscou-se explorar e modelar as ocorrências de roubo na cidade de Recife para o suporte na tomada decisão no âmbito da segurança pública.

Alguns estudos previamente realizados para essa problemática sugerem uso de modelos estatísticos de regressão (KOOI, 2013; LIGGETT; LOUKAITOU-SIDERIS; ISEKI, 2001; LIU *et al.*, 2017; LOUKAITOU-SIDERIS, 1999; NEWTON, 2008; YU, 2009; PEREIRA; MOTA; ANDRESEN, 2015), séries temporais (POISTER, 1996), análise de padrões (NATARAJAN *et al.*, 2015; YU, 2009), teste t (LIGGETT; LOUKAITOU-SIDERIS; ISEKI, 2001), teste qui-quadrado (LIU *et al.*, 2017), *cluster* e indicadores de autocorrelação espacial (DE MELO *et al.*, 2018; KOOI, 2013; LEVINE; WACHS, 1986; LIGGETT; LOUKAITOU-SIDERIS; ISEKI, 2001; LIU *et al.*, 2017; YU, 2009). Além da aplicação dos métodos estatísticos, os modelos de apoio a decisão multicritério surgem como uma maneira de lidar com as dificuldades na manipulação de problemas de avaliação de múltiplos critérios e

alternativas para a alocação de recursos (FIGUEIREDO; MOTA, 2016; GURGEL; MOTA, 2013; CAMACHO-COLLADOS; LIBERATORE, 2015).

Assim, tendo em vista que questões concernentes à segurança pública envolvem múltiplos fatores no tocante a alocação de recursos, o estudo se concentrou na exploração do contexto de roubos e na aplicação de um modelo multicritério para a tomada de decisão, levando em consideração os aspectos localização das paradas de ônibus e os crimes de roubos. Embora as ações transgressoras também possam ser realizadas em movimento, ou seja, dado um intervalo de tempo (entre t_1 e t_2 , tempos inicial e final, respectivamente) e espaço (entre os pontos x_1 e x_2 , pontos de início e fim da ação criminosa, respectivamente) (NEWTON, 2004).

O estudo se limita na análise de ocorrências estáticas em uma dada vizinhança do estado de Pernambuco, cujos nomes não serão divulgados pelo comprometimento ético com a população em não ferir, expor ou estereotipar as pessoas desses locais, e nem causar quaisquer tipos de prejuízo econômico e social para os bairros avaliados no estudo.

1.1 Objetivos

Diante do contexto exposto, são apresentados os seguintes objetivos:

1.1.1 Objetivo geral

O estudo tem por objetivo o apontamento da vulnerabilidade de locais aos crimes de roubos em vias públicas para o direcionamento na tomada de decisão, por meio da aplicação de um modelo de decisão multicritério.

1.1.2 Objetivos específicos

- Estabelecer relações estatísticas entre as variáveis: localização das paradas de ônibus, distribuição espacial de alguns tipos de estabelecimentos e pontos de ocorrência criminal do tipo roubo;
- Explorar os modelos e as ferramentas apropriadas ao modelamento multicritério para o apontamento da vulnerabilidade dos locais avaliados;
- Realizar a modelagem espacial dos dados, visando o uso de uma ferramenta visual de suporte e apoio a tomada de decisão.

1.2 Justificativa

De modo geral, os índices de violência mostram-se preocupantes, tendo em vista que tratam de questões próprias à segurança do indivíduo.

Nesse sentido, a fim de mitigar as ações criminosas, a Secretaria de Defesa Social (SDS) trabalha em quatro vertentes (SDS, 2018):

- Crimes Violentos Letais Intencionais (CVLI): relacionados a homicídios;
- Crimes Violentos Contra o Patrimônio (CVP): caracterizam roubos e extorsão;
- Violência doméstica e familiar contra a mulher;
- Estupro.

Estudos realizados apontam uma relação direta entre as áreas de circulação e ações criminosas (LOUKAITOU-SIDERIS, 1999; POISTER, 1996; YU, 2009). Assim, a pesquisa se justifica pela pouca exploração de trabalhos voltados a uma análise que relacione as variáveis demográficas com a localização das paradas de ônibus e os pontos de ocorrência de ações transgressoras no Brasil.

Arelado a isso, considera-se o número representativo de usuários dos serviços de transporte público, mais especificamente de ônibus. Só na região de Recife, no ano de 2014 a média mensal de usuários ultrapassava 1,48 milhões de passageiros transportados em dias úteis (RECIFE, 2016).

Embora se encontre na literatura trabalhos que buscam a promoção de ações preventivas e preditivas na minimização dos crimes do tipo roubo (ARIEL; PARTRIDGE, 2017; NEWTON; PARTRIDGE; GILL, 2014; QIN; LIU, 2016), não se encontrou um modelo de apoio a decisão multicritério relacionado a isso, embora tenham sido encontrados estudos para a tomada de decisão no âmbito de homicídios (PEREIRA, 2017; FIGUEIREDO; PEREIRA; MOTA, 2015; PEREIRA; MOTA; ANDRESEN, 2017).

Logo, verifica-se a relevância do estudo no campo da modelagem multicritério aplicada a tomada de decisão no contexto de roubos no Brasil considerando-se a relação existente entre a ação criminosa e o sistema de transporte público, bem como estabelecimentos que se apresentam como alvos de roubos.

Deste modo, com o propósito de responder a pergunta: **qual a relação entre as características demográficas e espaciais e que influência elas exercem sobre as ações de roubos próximos às paradas de ônibus?**, o presente estudo busca se debruçar sobre os CVPs, mais especificamente roubos, e sua relação com as paradas de ônibus na cidade de Recife, localizada no estado de Pernambuco, Brasil, por meio da abordagem multicritério.

A dissertação está organizada em seis capítulos. O primeiro capítulo contextualiza a problemática, ressaltando os objetivos geral e específico e a justificativa. No segundo capítulo são apresentados os conceitos utilizados no desenvolvimento do trabalho, desta forma os assuntos organizados em tópicos são abordados em certo nível de profundidade. O capítulo 3 apresenta a metodologia. No quarto capítulo os resultados da aplicação são analisados. No quinto e sexto capítulo, algumas conclusões são elencadas e algumas considerações a cerca das realizações do estudo são elaboradas, respectivamente.

2 REFERENCIAL TEÓRICO E REVISÃO DA LITERATURA

Conforme apresentado o problema da pesquisa desenvolvida, a presente seção trata de introduzir uma revisão sobre alguns estudos e ferramentas utilizados.

2.1 Multicriteria decision making/aid (MCDM/A)

A teoria da decisão trata de um caso particular da teoria dos jogos que lida com a exploração e modelagem matemática de problemas que envolvem dois ou mais jogadores cujos propósitos se concentram na tentativa de maximização dos ganhos de modo simultâneo, se classificando como uma atividade competitiva ou cooperativa (ALMEIDA; BOHORIS, 1995; PETERS, 2008).

Desta forma, pode se assumir que um problema de decisão multicritério está alicerçado em situações nas quais existam pelo menos duas alternativas a serem escolhidas com a finalidade de atender múltiplos objetivos que geralmente conflitam entre si e estão associados a consequências e variáveis (critérios, atributos ou dimensões) que permitem a sua avaliação (ALMEIDA, 2013; PURSHOUSE *et al.*, 2014; ROY; VANDERPOOTEN, 1997).

Nesse sentido, o processo de análise e tomada de decisão tende a apresentar complexidades, como resultado da avaliação de múltiplos objetivos, dificuldade de identificação de alternativas, intangibilidade, horizonte longo de tempo, riscos associados às incertezas e número de atores envolvidos no processo decisório. Reconhece-se, ainda, que esse conjunto de fatores não pode ser evitado e que faz parte não apenas do processo de solução, como também do problema de decisão. Assim, a análise da decisão trata de uma filosofia fundamentada em axiomas lógicos que influenciam na metodologia e sistemática de procedimentos de julgamento (KEENEY, 1982).

De modo genérico, a construção de um problema multicritério se concentra em: definir objetivos, organizar critérios, identificar as alternativas e mensurar as consequências. A Figura 1 representa a estrutura básica de um problema de decisão (CHEN; KILGOUR; HIPEL, 2008).

Figura 1 - Estrutura de um problema de análise de decisão multicritério

		Alternativas					
		A^1	A^2	...	A^i	...	A^n
Critérios	1						
	2						
	...						
	j						
	...						
	q						

Fonte: Adaptado de Chen, Kilgour e Hipel (2008)

Para a Figura 1, Chen, Kilgour e Hipel (2008) definem $A = \{A^1, A^2, \dots, A^i, \dots, A^n\}$ como o conjunto de alternativas disponíveis ao decisor, $Q = \{1, 2, \dots, j, \dots, q\}$ como o conjunto dos critérios considerados e $c_j(A^i)$, ou simplesmente c_j^i , como consequência de um critério j dada uma alternativa A^i .

A tomada de decisão de múltiplos critérios se relaciona à estruturação e a solução de problemas que se encontram em um cenário de certeza, bem como de incerteza, implicando na escolha da melhor (ou mais preferível) alternativa, por intermédio da elicitação da função valor (ou utilidade) do decisor. Mostrando-se ativa nas áreas de *management science* e pesquisa operacional, utilizando ferramentas das áreas de matemática, teoria da decisão comportamental, economia, engenharia de software e sistema de apoio à decisão (KÖKSALAN; WALLENIOUS, 2012; ROY, 1989).

Esses problemas são usualmente classificados em dois grupos: avaliação e *design* de problemas. Para o primeiro caso, um número finito de alternativas são assumidas para a solução inicial de um problema. Enquanto que para a segunda situação, a solução também pode pertencer a um espaço contínuo, ou o número de soluções pode crescer exponencialmente com o tamanho do problema, se o espaço de solução é discreto (KÖKSALAN; WALLENIOUS, 2012).

Nesse contexto, o emprego da tomada de decisão multicritério tem-se tornado popular na resolução de problemas que requerem o julgamento de múltiplos aspectos segundo o método mais conveniente dado a especificidade de cada problema, sejam eles métodos de agregação, *outranking relations*, métodos iterativos, de desagregação de preferências ou

hierárquicos (DOUMPOS; ZOPOUNIDIS, 2014; KÖKSALAN; WALLENIOUS, 2012; ROY; VANDERPOOTEN, 1997; ROY; VINCKE, 1981; SAATY, 1990).

No que tange às contribuições dos métodos multicritérios, pode-se citar aplicações nas áreas de suporte à decisão, comportamental, aprimoramentos de robustez de algoritmos, otimização de conjuntos determinísticos e probabilísticos, e aplicação de funções heurísticas. No que diz respeito aos avanços nas ciências da computação, os impactos estão relacionados aos procedimentos utilizados na solução linear e não linear de múltiplos objetivos, bem como otimização combinatória de problemas múltiplos objetivos, além do desenvolvimento de algoritmos genéricos cujas operações se processam de maneira estocástica. Ainda sob o viés computacional, pode-se mencionar a modelagem de preferências a partir da abordagem DRSA (*Dominance-based Rough Set Approach*) que permite o manuseio parcial dos dados trabalhados, considerando-se que os problemas multicritério apresentem escala ordinal (SLOWINSKI; GRECO; MATARAZZO, 2002; WALLENIOUS *et al.*, 2008).

Existem, também, novas áreas de aplicação de decisão multicritério como DEA (*data envelopment analysis*), *negotiation science*, *e-commerce*, modelagem espacial/ geográfica e engenharia (WALLENIOUS *et al.*, 2008). Entretanto o, texto será focado na abordagem computacional, levando em consideração os aspectos de modelagem de preferência e *knowledge discovery* por meio de *rough set theory*.

2.2 Rough Set Theory

A classificação de problemas de decisão multicritério está diretamente ligada a objetivos pré-definidos em classes, que por sua vez são descritos por um conjunto finito de critérios que se organizam em uma escala de preferência. Para a determinação dessas classes, os critérios devem se relacionar como sendo de: agregação em uma função utilidade ou *outranking relation* ou regra de decisão “se..., então...” (PAWLAK; SLOWINSKI, 1994; SLOWINSKI; GRECO; MATARAZZO, 2012).

Assim, no tocante à determinação das classes, cabe lembrar que os dois maiores modelos de preferência em análise de decisão multicritério, MAUT e *outranking*, requerem informações específicas acerca das preferências diretamente relacionadas aos parâmetros do modelo, podendo se mencionar a avaliação das taxas de substituições para MAUT e a definição da importância dos pesos para modelos *outranking*. Esses modelos de preferência se mostram razoavelmente próximos do comportamento decisor, conferindo a ele mais

confiança na tomada de decisão, entretanto as transformações das informações não é algo tão evidente (GRECO; MATARAZZO; SLOWINSKI, 2016).

Em contra partida, a regra de decisão “se...,então...” envolve um perfil parcial de um subconjunto de critérios e a relação de dominância entre eles, podendo ser representada pela teoria dos conjuntos *rough* que se mostra uma abordagem interessante no tratamento e modelagem de dados parcialmente inconsistentes que normalmente são encontrados em informações preferenciais devido à hesitação, imprecisão ou falta de conhecimento por parte do decisor. Ou seja, tem-se que as pessoas buscam tomar decisões por meio de regras que forneçam uma boa justificativa das suas escolhas, e nesse sentido a regra de decisão “se..., então...” seria capaz de representar a atitude do tomador de decisão, uma vez que fornece o entendimento de determinada escolha, sendo útil em prover um conjunto de recomendações para um dado problema (PAWLAK; SLOWINSKI, 1994; ROY, 1989).

Assim, os modelos de preferências na forma de regras de decisão não só representam como também recomendam medidas para a tomada de decisão. Exemplos de indução de regras podem ser visualizados em abordagens típicas de inteligência artificial e ciências cognitivas, especialmente nas áreas de pesquisa como *machine learning*, sistemas inteligentes, raciocínio indutivo, reconhecimento e estudo da lógica e de padrões, processamento de imagem, análise de sinais, *discovery knowledge*, análise de decisão e sistemas especializados. Tais aplicações são motivadas devido à capacidade que os conjuntos *rough* possuem de explicar a dependência entre os valores de alguns atributos de decisão (GRECO; MATARAZZO; SLOWINSKI, 2016; PAWLAK, 2007).

2.2.1 IRSA – Indiscernability Rough Set Approach

Por um longo período, o uso dos conjuntos *rough* se restringiu a problemas de classificação onde a ordem de preferência não era considerada, pois a filosofia dos conjuntos *rough* se fundamenta no conceito de que todo objeto (também chamado de alternativa) está associado a algum tipo de informação e que quando diferentes objetos apresentam uma mesma característica eles são indiscerníveis e seu conjunto é dito elementar, ao passo que formam grânulos de conhecimento responsáveis pela imprecisão das preferências, permitindo que seja possível o tratamento de inconsistências observadas nos pares de ações que tenham a mesma preferência num dado critério (GRECO; MATARAZZO; SLOWINSKI, 2016; JAWORSKI, 2008; PAWLAK, 1997, 2007; PAWLAK; SLOWINSKI, 1994).

Segundo esse princípio, se o objeto x é indiscernível do objeto y , então estes objetos devem pertencer a uma mesma classe, caso contrário se verifica uma inconsistência entre x e y (GRECO; MATARAZZO; SLOWINSKI, 2016).

Ou seja, dado a existência da 3-tupla $\mathcal{L} = (\ell, AT, f)$, onde se considera que cada subconjunto de atributos $A \subseteq AT$, tem-se a determinação da indiscernibilidade expressa por (KRYSZKIEWICZ, 1999):

$$IND(A) = \{(x, y) \in \ell \times \ell \mid \forall a \in A, f_a(x) = f_a(y)\} \quad (1)$$

Onde,

- $\mathcal{L}$: é a informação do sistema;
- ℓ : um conjunto finito não vazio de objetos;
- AT : caracteriza um conjunto finito não vazio de atributos;
- f : função informação.

Conforme o autor supracitado, a relação descrita em (1) trata de uma relação de equivalência e constitui a partição ℓ . Além disso, também se considera que $I_a(x)$ descreve o conjunto de objetos $\{y \in \ell \mid (x, y) \in IND(A)\}$ e que os objetos de $I_a(x)$ são indiscerníveis, levando-se em conta a descrição no sistema. Entretanto, na realidade esses objetos possuem propriedades diferentes, a menos que se o sistema esteja completo. Em sistemas completos, os objetos indiscerníveis são de fato indiscerníveis na realidade e expressam um comportamento de similaridade.

Nessa visão, considera-se que na área de análise multicritério este princípio não é válido para a conversão de todas as relações semânticas de avaliação das informações, uma vez que a teoria dos conjuntos *rough* se baseia na vagueza do conhecimento e em dados incompletos (GRECO; MATARAZZO; SLOWINSKI, 2016; JAWORSKI, 2008).

Sob essa perspectiva existem propostas de refinamento para o processo de tomada de decisão, algumas delas envolvem conceitos *fuzzy*, *three way decisions*, *multigranulation rough set*, *multi-granulations spaces* e *Dominance-based Rough Set Approach* (MA; LI; MI, 2015; QIAN *et al.*, 2017; REMESH, K. M; LATHA; NAIR, 2016; SLOWINSKI; GRECO; MATARAZZO, 2012; WANG, 2017; ZHANG; ZHANG; WANG, 2016).

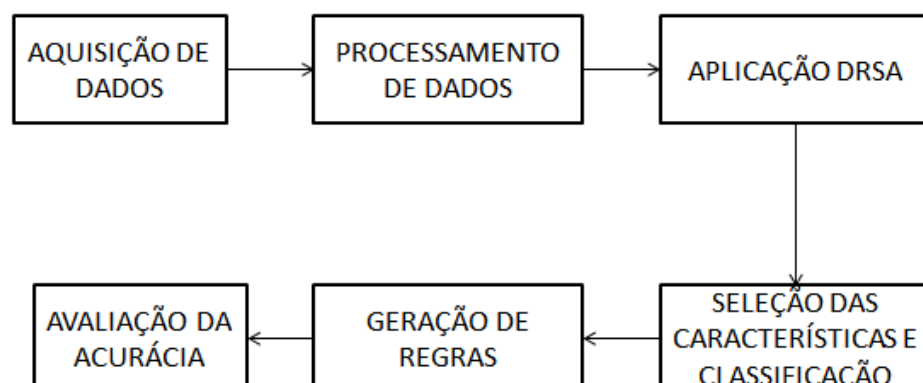
2.2.2 Dominance-based rough set approach (DRSA)

Como já mencionado anteriormente, os conjuntos *rough* conduzem a um aprendizado indutivo, tendo em vista que as ideias de racionalidade *a posteriori* determinam as consequências das escolhas, fruto da análise crítica da interpretação do problema. Entretanto, a aplicação de RST não é ideal quando se objetiva classificar atributos em uma escala de preferências de ordenação. Nesse contexto surge a abordagem *Dominance-based Rough Set Approach* (DRSA), uma metodologia razoável que trabalha com a avaliação ordinal das alternativas considerando as relações de monotonicidade entre o que foi avaliado e escolhido (BARBATI *et al.*, 2017; BŁASZCZYŃSKI; GRECO; SŁOWIŃSKI, 2007; GRECO; MATARAZZO; SŁOWIŃSKI, 2010; MARCH, 1978; SZELĄG; GRECO; SŁOWIŃSKI, 2014).

De modo sintético, a ideia básica do DRSA é substituir as relações de indiscernibilidade observadas na abordagem clássica de *Rough Sets Theory* (RST) por uma relação de dominância, mais apropriada ao contexto de tomada de decisão multicritério. Onde a identificação das preferências é realizada de forma indireta, o que significa dizer que o decisor é responsável por fornecer suas preferências dado um par de alternativas ou critérios (ANGILELLA *et al.*, 2016; CHAKHAR; SAAD, 2012)

Uma representação genérica de metodologia de pesquisa com o emprego do DRSA é apresentada na Figura 2.

Figura 2 - Metodologia de pesquisa



Fonte: Adaptado de Azar, Inbarani e Devi (2017).

No trabalho desenvolvido por Azar, Inbarani e Devi (2017), a metodologia apresentada na Figura 2 foi empregada para técnica de análise de dados de sete doenças por meio da conversão de valores categóricos para numéricos e manejo de inconsistências no conjunto de dados. Os autores reforçam que nos anos recentes consideráveis esforços em pesquisas têm sido realizados nas áreas de *machine learning* e/ou *data mining* para o desenvolvimento de usos no campo da saúde.

Nos tópicos subsequentes são apresentados alguns conceitos importantes de DRSA. Uma apresentação mais detalhada dos conceitos é apresentada por Błaszczyński, Greco e Slowinski (2007), Greco, Matarazzo e Slowinski (2002, 2016), Pawlak e Skowron (2007) e Pawlak (2007).

2.2.3 Tabela de dados

Define-se tabela de dados como sendo a estrutura organizada de objetos e atributos, onde cada célula da tabela indica uma avaliação qualitativa ou quantitativa do objeto. Formalmente falando, assumimos que uma tabela de dados consiste em uma 4-tupla $S = \langle U, Q, V, f \rangle$, onde temos que U corresponde ao universo de objetos, $Q = \{q_1, \dots, q_n\}$ representa o conjunto finito de atributos, V_q é o domínio (conjunto valor) do atributo q , $V = \bigcup_{q \in Q} V_q$ e $f: U \times Q \rightarrow V$ é dita função total de $f(x, q) \in V_q$ para cada $q \in Q, x \in U$, chamada de função informação.

Considera-se também que $Q = C \cup D$, onde C e D são, respectivamente, atributos condicionais e de decisão, e $C \cap D = \emptyset$.

2.2.4 Princípio da dominância

Dado x, y pertencente ao conjunto U (universo), se $x \geq y$ para qualquer critério Q dado $P \subseteq C$, então x deve ser entendido como tão bom quanto y . Se não, tem-se as seguintes situações:

1. Alguns aspectos relevantes para a compreensão foram ignorados, ou seja, algum critério significativo foi esquecido do subconjunto P , ou
2. Ao emitir suas preferências o decisor, também chamado DM (*Decision Maker*), estava hesitoso.

Assim, usando a relação de dominância com os critérios do conjunto C , podemos definir os objetos dominantes e dominados por um objeto particular. Diz-se, então, que dado um

objeto x P -domina um objeto y dado a relação $P \subseteq C$ se x é fracamente preferível a y para todos os critérios pertencentes a P . Podemos descrever as relações de dominância como:

$$D_p^+(x) = \{y \in U : y D_p^+ x\} \quad (1)$$

$$D_p^-(x) = \{y \in U : x D_p^- y\} \quad (2)$$

Onde $D_p^+(x)$ representa o conjunto de objetos pelo menos tão bons quanto x , enquanto que $D_p^-(x)$ representa o conjunto de objetos dominados por x .

Nesse contexto, o DRSA permite a detecção de todas as inconsistências que dizem respeito ao princípio da dominância resultantes das hesitações, mas essa não é a sua única característica. O principal objetivo do DRSA é sua capacidade de reconhecer certezas e dúvidas nas informações advindas da tabela de dados, sendo um modelo de preferência que também trabalha com partes certas e duvidosas. A parte certa é inferida dos exemplos de decisão consistes com o princípio de dominância, enquanto que a parte duvidosa é inferida dos exemplos de decisão inconsistentes com o princípio da dominância. O modelo de preferência é utilizado para as duas situações para a explanação do passado e recomendações para novas decisões.

2.2.5 Aproximações *rough*

Considerando que os objetos são avaliados por critérios do conjunto C e compreensivelmente decididos por d , utilizando a relação de dominância observada em d , pode-se definir a união de classes dominadas e dominantes, também chamadas de uniões superiores e inferiores de classes matematicamente expressas, respectivamente, por:

$$Cl_t^{\geq} = \bigcup_{s \geq t} Cl_s \quad (3)$$

$$Cl_t^{\leq} = \bigcup_{s \leq t} Cl_s \quad (4)$$

Se em $P \subseteq C$ a tarefa $x \in U$ para $Cl_t^{\geq}$ cria uma inconsistência com o princípio da dominância, dizemos que x pertencente à classe $Cl_t^{\geq}$ com algum tipo de ambiguidade. De

forma análoga, pode-se afirmar que não havendo inconsistência não existem ambiguidades e o princípio da dominância não é ferido.

Em termos de ambiguidade, x possivelmente pertence a $Cl_t^{\geq}$ dado o conjunto $P \subseteq C$, se $x \in Cl_t^{\geq}$ com ou sem nenhuma ambiguidade. Devido à reflexividade da relação de dominância D_p , x possivelmente pertence à classe Cl_t ou melhor, dado $P \subseteq C$, se entre os objetos P-dominados por x existe um objeto y pertencente a uma classe Cl_t ou melhor.

Em DRSA, os conjuntos para serem aproximados são união superior e inferior e os itens (grânulos de conhecimento) usados para essa aproximação são do conjunto P-dominantes ou P-dominados.

As aproximações *P-lower* e *P-upper* para as uniões superiores $Cl_t^{\geq}$, $t \in \mathbb{N}^*$ com são dadas respectivamente por:

$$\underline{P}(Cl_t^{\geq}) = \{x \in U : D_p^+(x) \subseteq Cl_t^{\geq}\} \quad (5)$$

$$\overline{P}(Cl_t^{\geq}) = \bigcup_{x \in Cl_t^{\geq}} D_p^+(x) = \{x \in U : D_p^-(x) \cap Cl_t^{\geq} \neq \emptyset\} \quad (6)$$

A aproximação *P-lower* de uma união superior $Cl_t^{\geq}$, $\underline{P}(Cl_t^{\geq})$, composta por todos os objetos x do universo onde todos os objetos y possuem pelo menos as mesmas avaliações em todos os critérios considerados do subconjunto P pertencente a classe $Cl_t^{\geq}$ ou melhor. Portanto, pode-se dizer que se um objeto y é pelo menos tão bom quanto o objeto x pertencente a $\underline{P}(Cl_t^{\geq})$ no que tange as avaliações dos critérios do subconjunto P , então, certamente, y pertence a uma classe $Cl_t^{\geq}$ ou melhor. Dessa forma, levando em consideração todos os exemplos de decisão da tabela de dados considerada, pode-se concluir que as avaliações dos critérios do subconjunto P de um objeto x pertencente a $\underline{P}(Cl_t^{\geq})$ cria um perfil parcial (pois $P \subseteq C$), que para um objeto y é suficiente para dominar esse perfil parcial de forma que ele possa pertencer a classe Cl_t ou melhor.

A aproximação *P-upper* de uma união superior $Cl_t^{\geq}$, $\overline{P}(Cl_t^{\geq})$, é composta por todos os objetos x do universo que, em comparação com o objeto y pertencente a união $Cl_t^{\geq}$, tem pelo menos as mesmas avaliações em todos os critérios considerados em P . Em outras palavras, a aproximação *P-upper* da união superior $Cl_t^{\geq}$, $\overline{P}(Cl_t^{\geq})$, é composta por todos os objetos do universo, avaliados no critério P , não piores que as avaliações de pelo menos um outro objeto

y pertencente a classe Cl_t ou melhor. Portanto, podemos dizer que, se um objeto z não é pior avaliado que em um critério de P então um objeto x pertencente a $\bar{P}(Cl_t^{\geq})$, em um critério P , cria um perfil parcial, tal que o objeto z dominando esse perfil possivelmente pertence a classe Cl_t ou melhor. Essa conclusão é verdade para todos os objetos que não estão em U . De fato, novamente é natural admitir que trabalhando sob essas hipóteses, para um novo objeto z , sua avaliação em um critério de P é não pior do que as avaliações de x , então z pode ser atribuído a classe Cl_t ou melhor.

Analogamente, as aproximações *P-lower* e *P-upper* para uniões inferiores $Cl_t^{\leq}$, $t \in \{1, \dots, n\}$, com respeito ao subconjunto P contido em C , são definidos como:

$$\underline{P}(Cl_t^{\leq}) = \{x \in U : D_P^-(x) \subseteq Cl_t^{\leq}\} \quad (7)$$

$$\bar{P}(Cl_t^{\leq}) = \bigcup_{x \in Cl_t^{\leq}} D_P^-(x) = \{x \in U : D_P^+ \cap Cl_t^{\leq} \neq \emptyset\} \quad (8)$$

As aproximações *P-lower* e *P-upper* de $Cl_t^{\leq}$ possuem interpretação análoga às aproximações de $Cl_t^{\geq}$.

2.2.6 Propriedade das aproximações *rough*

As aproximações *rough* satisfazem as propriedades que se seguem para todo $t \in \{1, \dots, n\}$ e para qualquer $P \subseteq C$:

$$\underline{P}(Cl_t^{\geq}) \subseteq Cl_t^{\geq} \subseteq \bar{P}(Cl_t^{\geq}) \quad (9)$$

$$\underline{P}(Cl_t^{\leq}) \subseteq Cl_t^{\leq} \subseteq \bar{P}(Cl_t^{\leq}) \quad (10)$$

Segundo as equações (10) e (11), todos os objetos pertencentes a classe $Cl_t^{\geq}$ sem nenhuma ambiguidade também pertencem a $Cl_t^{\geq}$, e todos os objetos de $Cl_t^{\geq}$ estão entre os objetos pertencentes a $Cl_t^{\geq}$ com a possibilidade de algum tipo de ambiguidade. Essa mesma ideia é empregada de maneira similar para $Cl_t^{\leq}$.

A diferença entre $\underline{P}(Cl_2^{\geq})$ e $Cl_2^{\geq}$, e entre $\overline{P}(Cl_2^{\geq})$ e $Cl_2^{\geq}$, são capazes na predição de inconsistências (ambiguidades) das informações. Assim, as *P-boundaries* (regiões duvidosas) de $Cl_t^{\geq}$ e $Cl_t^{\leq}$ são definidas como:

$$Bn_p(Cl_t^{\geq}) = \overline{P}(Cl_t^{\geq}) - \underline{P}(Cl_t^{\geq}) \quad (11)$$

$$Bn_p(Cl_t^{\leq}) = \overline{P}(Cl_t^{\leq}) - \underline{P}(Cl_t^{\leq}) \quad (12)$$

Outra propriedade interessante das aproximações *P-upper* e *P-lower* é a complementaridade.

$$\underline{P}(Cl_t^{\geq}) = U - \overline{P}(Cl_{t-1}^{\leq}), t = 2, \dots, n \quad (13)$$

$$\underline{P}(Cl_t^{\leq}) = U - \overline{P}(Cl_{t+1}^{\geq}), t = 1, \dots, n - 1 \quad (14)$$

$$\overline{P}(Cl_t^{\geq}) = U - \underline{P}(Cl_{t-1}^{\leq}), t = 2, \dots, n \quad (15)$$

$$\overline{P}(Cl_t^{\leq}) = U - \underline{P}(Cl_{t+1}^{\geq}), t = 1, \dots, n - 1 \quad (16)$$

Devido à propriedade da complementaridade, $Bn_p(Cl_t^{\geq}) = Bn_p(Cl_{t-1}^{\leq})$, para $t = 2, \dots, n$, o que significa que se x pertence a uma classe Cl_t ou melhor, x também pertence com ambiguidade a classe $Cl_{t-1}^{\leq}$ ou pior.

E, uma última propriedade é a monotonicidade. Considere:

$$\underline{R}(Cl_t^{\geq}) \subseteq \underline{P}(Cl_t^{\geq}); \overline{R}(Cl_t^{\geq}) \subseteq \overline{P}(Cl_t^{\geq}) \quad (17)$$

$$\underline{R}(Cl_t^{\leq}) \subseteq \underline{P}(Cl_t^{\leq}); \overline{R}(Cl_t^{\leq}) \subseteq \overline{P}(Cl_t^{\leq}) \quad (18)$$

$$Bn_R(Cl_t^{\geq}) = Bn_P(Cl_t^{\geq}); Bn_R(Cl_t^{\leq}) = Bn_P(Cl_t^{\leq}) \quad (19)$$

Tem-se que as relações descritas em (18), (19) e (20) implicam em, dado um objeto x , ambiguidade no que diz respeito a um conjunto de critérios R , então com relação a outro conjunto de critério $P \supseteq R$ o mesmo objeto x pode se tornar não ambíguo por causa da nova informação convertida dos critérios $P - R$, podendo se remover a ambiguidade.

2.2.7 Qualidade da aproximação, redutores e *core*

A taxa:

$$\gamma_P(Cl) = \frac{|U - (\cup_{t \in \{2, \dots, n\}} Bn_P(Cl_t^{\geq}))|}{|U|} = \frac{|U - (\cup_{t \in \{1, \dots, n-1\}} Bn_P(Cl_t^{\leq}))|}{|U|} \quad (20)$$

Define a qualidade das aproximações das classificações Cl por meio do subconjunto de critérios P em C , ou, brevemente, qualidade da classificação, onde $|\cdot|$ denomina a cardinalidade do conjunto. Essa taxa expressa a proporção de todas as “P-corretas” classificações, ou seja, todos os objetos não ambíguos, para todos os objetos da tabela de dados.

Todo subconjunto mínimo de critérios $P \subseteq C$ de tal forma que $\gamma_P(Cl) = \gamma_C(Cl)$ é chamado de redutor de C no que diz respeito à classe Cl , sendo denotado como $RED_{Cl}(P)$. $\gamma_P = \gamma_C$, isso significa que, se P é redutor, então o objeto não ambíguo com relação a C é ambíguo em P .

A intersessão entre os subconjuntos P reduzidos é chamada de *core* e denotada por:

$$CORE_{Cl} = RED_{Cl}^1 \cap RED_{Cl}^2 \quad (21)$$

O que significa em dizer que a retirada de um atributo dos conjuntos redutores implica em adição de ambiguidade.

2.2.8 Variance Consistency Rough Set Approach (VC-DRSA)

Quando se define objetos não ambíguos, é racional aceitar limites de proporção de exemplos negativos, particularmente para tabelas longas. Nesse contexto, emprega-se uma versão estendida do DRSA chamada VC-DRSA.

Segundo essa abordagem, para qualquer $P \subseteq C$, dizemos que $x \in U$ pertence a classe $Cl_t^{\geq}$ sem nenhuma ambiguidade no nível de consistência $l \in (0,1]$, se $x \in Cl_t^{\geq}$ e pelo menos $l * 100\%$ de todos os objetos $y \in U$ dominando x no que diz respeito ao subconjunto P também pertencente a classe $Cl_t^{\geq}$, ou seja:

$$\frac{|D_P^+(x) \cap Cl_t^{\geq}|}{|D_P^+(x)|} \geq l \quad (22)$$

Conforme a equação (22), l é chamado de nível de consistência porque controla os graus de consistência entre os objetos qualificados como pertencentes a classe $Cl_t^{\geq}$ sem nenhum tipo de ambiguidade. Em outras palavras, isso significa dizer que, se $l < 1$ então tem-se que em geral $(1 - l) * 100\%$ de todos os objetos $y \in U$ dominando x no que diz respeito ao subconjunto P não pertencem a classe $Cl_t^{\geq}$ e contradizem com a inclusão desse objeto nesta classe.

De maneira análoga, tem-se que para qualquer $P \subseteq C$ dizemos que $x \in U$ pertence a classe $Cl_t^{\leq}$ sem nenhuma ambiguidade com o nível de consistência $l \in (0,1]$, se $x \in Cl_t^{\leq}$ e pelo menos $l * 100\%$ de todos os objetos $y \in U$ dominados por x no que diz respeito ao subconjunto P também pertencentes a classe $Cl_t^{\leq}$, ou seja:

$$\frac{|D_P^-(x) \cap Cl_t^{\leq}|}{|D_P^-(x)|} \geq l \quad (23)$$

O conceito de não ambiguidade dos objetos em alguns níveis de consistência l leva à definição da aproximação P -lower da união das classes $Cl_t^{\geq}$ e $Cl_t^{\leq}$, respectivamente:

$$\underline{P}^l(Cl_t^{\geq}) = \left\{ x \in Cl_t^{\geq} : \frac{|D_P^+(x) \cap Cl_t^{\geq}|}{|D_P^+(x)|} \geq l \right\} \quad (24)$$

$$\underline{P}^l(Cl_t^{\leq}) = \left\{ x \in Cl_t^{\leq} : \frac{|D_P^-(x) \cap Cl_t^{\leq}|}{|D_P^-(x)|} \geq l \right\} \quad (25)$$

Dado $P \subseteq C$ e o nível de consistência l , pode-se definir a aproximação P-upper de $Cl_t^{\geq}$ e $Cl_t^{\leq}$, denotando por $\overline{P}^l(Cl_t^{\geq})$ e $\overline{P}^l(Cl_t^{\leq})$, respectivamente, por complementação de $\underline{P}^l(Cl_{t-1}^{\leq})$ e $\underline{P}^l(Cl_{t+1}^{\geq})$ no que diz respeito a U :

$$\overline{P}^l(Cl_t^{\geq}) = U - \underline{P}^l(Cl_{t-1}^{\leq}) \quad (26)$$

$$\overline{P}^l(Cl_t^{\leq}) = U - \underline{P}^l(Cl_{t+1}^{\geq}) \quad (27)$$

Na equação (27), $\overline{P}^l(Cl_t^{\geq})$ pode ser interpretado como o conjunto de todos os objetos pertencentes a classe $Cl_t^{\geq}$, possivelmente ambíguo no nível de consistência l . Analogamente, $\overline{P}^l(Cl_t^{\leq})$ pode ser interpretado como um conjunto de todos os objetos pertencentes a classe $Cl_t^{\leq}$, possivelmente ambíguo no nível de consistência l . As *P-boundaries* (regiões duvidosas) e $Cl_t^{\geq}$ e $Cl_t^{\leq}$ no nível de consistência l são definidas como:

$$Bn_P^l(Cl_t^{\geq}) = \overline{P}^l(Cl_t^{\geq}) - \underline{P}^l(Cl_t^{\geq}) \quad (28)$$

$$Bn_P^l(Cl_t^{\leq}) = \overline{P}^l(Cl_t^{\leq}) - \underline{P}^l(Cl_t^{\leq}), t = 1, \dots, n \quad (29)$$

O modelo provê alguns graus de flexibilidade na atribuição dos objetos *lower* e *upper* aproximados das uniões das classes de decisão. A seguinte propriedade pode ser facilmente provada: para $0 < l' < l \leq 1$ e $t = 2, \dots, n$.

$$\underline{P}^l(Cl_t^{\geq}) \subseteq \underline{P}^{l'}(Cl_t^{\geq}) \quad (30)$$

$$\overline{P}^{l'}(Cl_t^{\geq}) \subseteq \overline{P}^l(Cl_t^{\geq}) \quad (31)$$

Decisões determinísticas podem ser tomadas nas regiões positiva e negativa, enquanto que as regras de decisão na região fronteira são não determinísticas. Nesse sentido, o número de objetos na região fronteira se torna um fator crucial no processo de tomada de decisão, uma

vez que o aumento desse número restringe o espaço de decisão no contexto determinístico, podendo se trabalhar, também, com cenários probabilísticos.

2.3 Aplicação dos modelos matemáticos em criminologia e segurança

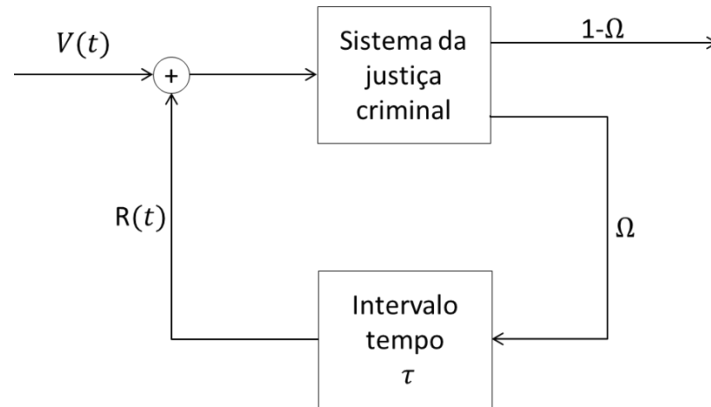
A aplicação de modelos matemáticos no setor público pode ocorrer em diferentes contextos por meio da análise dos sistemas pelo emprego de técnicas específicas de custo-benefício e custo-eficiência. No tocante as ciências sociais, pode-se mencionar o uso da análise estatística (HACKING, 1990a; POLLOCK; MALTZ, 1994). Contudo, dado o interesse em se construir um modelo voltado à segurança pública, esta seção será voltada ao tratamento de crimes e ações violentas.

Fazendo uma breve retrospectiva de alguns trabalhos, no século XIX, Adolphe Quetelet surge como o primeiro a empregar a estatística em abordagens sociais, por analogia ele conduziu os cálculos de estatísticas criminais como sendo de eventos mensuráveis repetitivos, mas de quantidade desconhecida, usando a lógica inversa do teorema do limite central. No mesmo período, outros estudiosos também usaram os cálculos como ferramenta de análise e decisão, Emile Durkeim abordou a temática de suicídio, Simon-Denis Poisson propôs uma solução para um problema de júri e Francis Galton, crítico dos trabalhos que assumiam a média como verdade, insere o conceito de correlação nos cálculos (HACKING, 1990a, 1990b; MALTZ, 1994; POLLOCK; MALTZ, 1994).

Segundo Maltz (1994), o modelo da justiça criminal pode ser simplificado conforme o apresentado na Figura 3, em que se considera a probabilidade de o agressor voltar a cometer crimes. Note que:

- $V(t)$: função que descreve o transgressor que ainda não foi preso;
- Ω : probabilidade de o transgressor voltar a cometer crimes;
- $R(t)$: função que descreve a reincidência do crime pelo transgressor.

Figura 3 - Simplificação do sistema criminal



Fonte: Adaptado de Maltz (1994)

Assim, dada a estocasticidade com a qual os eventos ocorrem e visando a prevenção dos crimes, Shinnar e Shinnar (1975) assumem que o modelo comportamental do infrator segue Poisson, conforme a equação (33).

$$\hat{\lambda} = \lambda / [1 + \lambda q Q S] \quad (33)$$

Pela equação (33):

- $\hat{\lambda}$: taxa de crimes efetivados pelo infrator;
- λ : taxa de crimes no ano;
- q : probabilidade de prisão para cada crime cometido;
- Q : probabilidade de ser preso;
- S : tempo sentenciado à prisão

Outros modelos estatísticos têm sido empregados nas análises criminais e comportamentais. A lei de Taylor expressa a relação empírica em que a variância de um sistema é a sua função poder, utilizada em estudos na física para revelar o comportamento dos fótons, a equação (34) pode ter seu uso estendido no estudo da distribuição espacial e temporal do crime conforme a equação (35) (HANLEY *et al.*, 2014).

$$\sigma^2 = a \hat{N}^\alpha \quad (34)$$

$$s^2 = G^{(2-\alpha)} a \bar{M}^\alpha \quad (35)$$

Nas equações (34) e (35):

- σ^2 : variância;
- α : fator pre-exponencial;
- $\hat{N}$: média dos números de ocorrências;
- α : expoente;
- $\bar{M}$: média dos eventos detectados;
- G : determinante de ganho multiplicativo.

Outra aplicação de análise estatística é o emprego da regressão OLS (*ordinary least squares*), ou regressão linear múltipla (COHEN; FELSON, 1979b; LONGSHORE; TURNER, 1998; YARBROUGH *et al.*, 2012), demonstrado na equação (36).

$$Y = \alpha + \sum_i \beta_i X_i \quad (36)$$

Onde:

- α e β : parâmetros da regressão;
- Y : variável explicada (dependente);
- X_i : variáveis explicativas (independentes).

Estudos mais recentes abordam o uso das redes sociais para a criação de modelos para roubos por intermédio dos cálculos de interpolação e desagregação da população. Os dados da rede social se mostram vantajosos ao passo que possibilita a segregação dos usuários por zonas, considerando a heterogeneidade do crime em escala espacial micro (ex.: variação do comportamento detectado de uma rua para outra). Assim, a distribuição das pessoas em relação ao risco de crimes é dada pelas equações (37) e (38) (KOUNADI *et al.*, 2018).

$$V_{si} = \frac{V_s}{\sum_{i=1}^{N_s} W_{si}} W_{si} \quad (37)$$

$$W_{si} = \left(\frac{c_{si}}{c_s} \right)^q \quad (38)$$

Para as equações (37) e (38), tem-se que:

- V_{si} : valor atribuído a zona i para s número de pessoas;

- V_s : número de pessoas em uma dada zona;
- N_s : quantidade de zonas identificadas;
- W_{si} : peso da zona i com população s ;
- c_{si} : número de pontos de controle na zona i ;
- c_s : número de pontos de controle de todas as zonas identificadas;
- q : parâmetro de controle dos graus de influência.

Resgatando alguns princípios do comportamento estocástico com a qual os crimes acontecem, trabalhos mais recentes retomam o uso da regressão de Poisson e suas adaptações, como é o caso da regressão binomial negativa, utilizada neste trabalho (ARIEL; PARTRIDGE, 2017; BOIVIN; FELSON, 2018; DARAGHMI; YI; CHIANG, 2012; DE MELO *et al.*, 2018; YU; MAXFIELD, 2014).

Arelado aos cálculos estatísticos, a análise dos crimes também se processa com o apoio dos sistemas de informação geográfica por meio das análises espaciais (ARIEL; PARTRIDGE, 2017; CAMACHO-COLLADOS; LIBERATORE, 2015; DAVIES *et al.*, 2013; DE MELO *et al.*, 2018; KOUNADI *et al.*, 2018; LEVINE, 2006; NEWTON; PARTRIDGE; GILL, 2014; QIN; LIU, 2016; YU; MAXFIELD, 2014).

Nesse sentido, ressalta-se o uso atual das técnicas de análise espacial em conjunto com as técnicas de cálculos estatísticos como o índice de Moran (LIU *et al.*, 2017; NEWTON, 2008; YU, 2009) para o apoio a tomada de decisão quanto a alocação dos recursos como medida de mitigação das ações criminosas. Um exemplo é o caso da alocação de patrulhas policiais de Larson (1975), nesse estudo o autor desenvolveu uma equação que designava a frequência com a qual a patrulha policial deveria circular, equação (39).

$$f = Ns(1 - b)/D \quad (39)$$

Onde:

- N : número de carros circulantes;
- s : média de velocidade dos carros;
- b : fração de tempo que o carro está em atendimento durante uma chamada para serviços;
- D : distância percorrida durante a patrulha

2.3.1 Regressão binomial negativa

A fim de explorar as relações entre as variáveis demográficas e os dados de localização das paradas de ônibus e ocorrência de roubos, o emprego de cálculos estatísticos fez-se necessário. Sob essa perspectiva, para o presente contexto, considerou-se a aplicação da regressão binomial negativa, tendo em vista que esta se apresenta capaz de lidar com dados discretos, assim como a distribuição de Poisson (OSGOOD, 2000; OSGOOD; CHAMBERS, 2000).

Contudo, os modelos de regressão de Poisson e binomial negativa diferem. Para a primeira metodologia, os valores da média e variância são numericamente iguais. Tal observação não se constata na segunda abordagem, tendo em vista que este modelo é empregado na análise de dados superdispersos (FISHER; HARTWELL; DENG, 2017; VERHOEF; BOVENG, 2007).

Genericamente, o modelo binomial negativo expressa sua variância por meio da combinação da variância μ de Poisson e o quociente dos parâmetros da variância da distribuição gama μ^2/ν . Invertendo o parâmetro ν , a variância da distribuição binomial negativa é dada por $\mu + \alpha\mu^2$. O coeficiente α confere à binomial negativa a habilidade de lidar com a superdispersão (HILBE, 2011). Quando múltiplos preditores, ou variáveis explicativas, estão presentes no problema, a equação de regressão é dada por (DARAGHMI; YI; CHIANG, 2012):

$$\ln Y = \kappa + \mathbb{X}\beta + \eta \quad (40)$$

Na equação (40) tem-se que:

- $\mathbb{X}$: matriz de variáveis explicativas;
- κ : intercepto;
- η : erro associado

De modo análogo à equação (40), tem-se a que a equação da regressão binomial negativa pode ser trabalhada no contexto espacial e temporal, conforme a equação (41) (DARAGHMI; YI; CHIANG, 2012).

$$\ln y_{d,t} = \kappa + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^n \beta_{i,j} y_{i,j} + \eta \quad (41)$$

Onde:

- $y_{d,t}$: valor do volume de tráfego em uma rua no tempo t ;
- $\beta_{i,j}$: coeficiente de regressão correspondente à rua i no tempo j ;

Daraghmi, Yi e Chiang (2012), utilizaram a equação (41) para a análise do volume de tráfego nas ruas, contudo, tal equação pode ser aplicada para outros tipos de eventos.

Assim, partindo do princípio que a amostra levantada se constitui num conjunto de dados relativos aos setores censitários que, por suas características distintas, conferem heterogeneidade e superdispersão aos dados, considerou-se o emprego da regressão binomial, visto que a média do número de paradas por setor censitário é menor do que a variância (CUI; FENG, 2008).

2.3.2 Índice de Moran

O índice de Moran tem seu emprego no estudo da autocorrelação que leva em consideração além das questões geoespaciais, os dados disponíveis da área que se pretende analisar (CLIFF; ORD, 1970). Nessa perspectiva, emprega-se o índice de Moran em dois contextos: avaliação global e local (ANSELIN, 1995; MORAN, 1950).

Basicamente, o índice global de Moran busca determinar as relações de correlação em um espaço n -dimensional, onde $n \in N = \{1, 2, 3, 4\}$, assumindo que para $n = 1$ ou $n = 2$ a distribuição apresenta comportamento normal, em casos onde não for possível trabalhar desta forma, designa-se o uso da inequação de Tchebycheff. Enquanto que para $n = 3$ ou $n = 4$, a distribuição pode ser descrita como normalmente uniforme se os cálculos realizados apontarem valores próximos de 0 ou 3, caso não seja verificada a normalidade então se assume uma curva de distribuição condizente com Pearson (MORAN, 1948, 1950)

Derivado do índice global, o índice local não avalia os dados de uma população, mas age de modo análogo ao índice do qual derivou, levando em consideração os valores vizinhos. E seu resultado pode ser obtido por meio da seguinte equação (ANSELIN, 1995):

$$I_i = (z_i/m_2) \sum_j w_{ij} z_j' \quad (42)$$

Onde,

- I_i : Moran local;
- z_i e z_j : desvios da média;
- w_{ij} : peso;

- m_2 : constante para todas as localizações.

Como o trabalho se fundamenta no uso de um sistema de informação geográfico e representação espacial 2D, os modelos que serão desenvolvidos consistem na abordagem de Moran em dois momentos, seguindo, portanto, um comportamento normal.

2.4 Sistema de Informação Geográfica

Partindo da premissa que a pesquisa deseja realizar um estudo intermediado por análises geoespaciais e geoestatísticas, faz-se necessário o uso de um *software* GIS (*Geographic Information System* – Sistema de Informação Geográfica).

O GIS, considerado neste trabalho uma ferramenta, tem seu uso em diferentes estudos que analisam, entre outros temas, a distribuição de incidentes criminais (ARIEL; PARTRIDGE, 2017; KOLPAN; WARREN, 2017; LEVINE; WACHS, 1986; LIU *et al.*, 2017; NEWTON, 2008; PIZA, 2003; QIN; LIU, 2016; YU, 2009; YU; MAXFIELD, 2014; ARIEL; PARTRIDGE, 2017; CAMACHO-COLLADOS; LIBERATORE, 2015; DE MELO *et al.*, 2018; KOUNADI *et al.*, 2018; NEWTON; PARTRIDGE; GILL, 2014).

Ademais, tem-se utilizado as ferramentas GIS no âmbito de suporte aos métodos multicritérios, autores argumentam que os avanços computacionais, que incluem sistemas de informação geográfica e MCDM/A podem ajudar no planejamento urbano, sendo nessa perspectiva, considerado o emprego de SDSS (*Spatial Decision Support System* – Sistema de Suporte a Decisão Espacial) quando se tratar de decisões em grupo ou negociação (BUFFAT *et al.*, 2017; CHANG; PARVATHINATHAN; BREEDEN, 2008; COUTINHO-RODRIGUES; SIMÃO; ANTUNES, 2011; JOERIN; THÉRIAULT; MUSY, 2001; NATIVIDADE-JESUS; COUTINHO-RODRIGUES; ANTUNES, 2007; FIGUEIREDO; MOTA, 2016; GURGEL; MOTA, 2013)

2.5 Considerações do capítulo

Conforme os autores apresentados no presente capítulo, os métodos multicritérios são adequados quando se pretende gerar soluções para o apoio a tomada de decisão no contexto de avaliação de múltiplos critérios e alternativas. Desta forma, procurou-se explorar *rough set theory*, mais especificamente o DRSA que tem por característica a avaliação das alternativas *a posteriori* por meio das regras de decisão.

As regras decisão, por vez, são úteis ao problema de alocação de recursos por meio da classificação das áreas em níveis de vulnerabilidade, seguindo uma abordagem de

aprendizagem, pois permitem ao decisor mensurar seu nível de imprecisão pela qualidade calculada no método. Além disso, o DRSA destaca-se por ser uma abordagem que requer menor esforço cognitivo na avaliação das alternativas, se comparado com outros métodos multicritério, tornando o DM menos propenso a erros de avaliação.

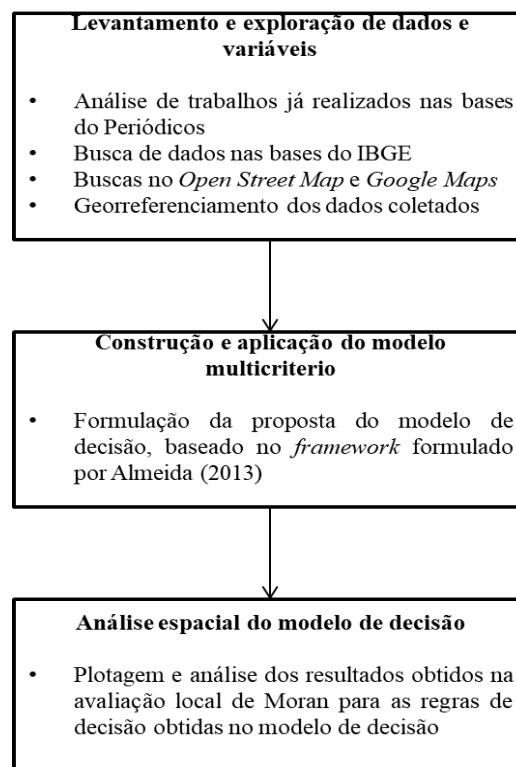
Embora o foco do trabalho seja a aplicação de um modelo multicritério para apoio e suporte a decisão no campo da segurança pública, a problemática requer uma exploração das variáveis envolvidas no processo decisório. Nesse caso, presume-se o uso de ferramentas estatísticas para análise das variáveis relacionadas.

Assim, foram apresentados alguns usos de cálculos e modelos estatísticos desde o século XIX até os dias atuais, dentre os quais atenção foi dada a regressão binomial negativa, tendo em vista sua capacidade de lidar com dados dispersos. Além disso, abordou-se a importância da análise integrada da inferência estatística e dos sistemas de informação geográfica, pois estes amparam visualmente o decisor no processo de tomada de decisão.

3 METODOLOGIA

O estudo desenvolvido trata de uma aplicação, tendo em vista o interesse prático no fornecimento de soluções para o apoio a tomada de decisão no tocante à segurança pública (TURRIONE; MELLO, 2012). Sua metodologia consiste na divisão de três etapas flexíveis, conforme o exposto na Figura 4, pois permite o retorno às atividades anteriores para a correção e aprimoramento do método aplicado.

Figura 4 - Etapas da metodologia



Fonte: A Autora (2019).

Como apresentado na Figura 4, a primeira etapa consiste no levantamento e exploração dos dados e variáveis relacionados aos crimes de roubo. A segunda e a terceira etapa sinalizam a aplicação do método multicritério para a problemática e análise espacial dos resultados obtidos com o modelo de decisão, respectivamente.

3.1 Levantamento e exploração dos dados e variáveis

Para o levantamento e exploração dos dados de crime, a primeira etapa se fundamentou nas buscas e pesquisas bibliográficas. Inicialmente, essa etapa se caracterizou pela análise de

trabalhos já realizados que serviram de norte na resolução do questionamento que esta pesquisa se propõe resolver (MARCONI; LAKATOS, 2003).

Desta forma, buscas por palavras chaves e expressões relacionadas aos termos multicritério, segurança pública, estatística espacial e sistemas de informação geográfica, foram realizadas no idioma inglês nas bases dos Periódicos Capes. Além disso, dados demográficos e espaciais foram levantados das bases do IBGE, OSM (*Open Street Map*) e *Google Maps*. Sob essa visão, Gil (2002) apresenta as vantagens das fontes bibliográficas pela ampla abordagem de conteúdos.

Nesta etapa também foram realizados os cálculos de inferência estatística e análise espacial para exploração dos dados, e verificação e análise dos padrões dos crimes de roubo numa dada vizinhança do estado de Pernambuco. Entretanto, esses procedimentos não se estenderam a uma análise temporal devido à limitação dos dados obtidos. Para a realização desses procedimentos foram utilizados *softwares* RStudio e ArcGis 10.4.

No que diz respeito aos cálculos de inferência estatística, o estudo se fundamenta em dois diferentes modelos de regressão. Um dos quais foi o modelo OLS, ou simplesmente regressão linear múltipla, que consiste basicamente na avaliação das relações lineares entre a variável dependente e as variáveis independentes, conforme a equação (43).

$$Y = \alpha + \sum X_i \beta_i + \varepsilon \quad (43)$$

Onde:

- Y: variável dependente;
- X: variável independente;
- α : coeficiente de regressão (intercepto);
- β : coeficiente das variáveis independentes;
- ε : erro associado.

Embora OLS seja aplicado em estudos relacionados aos crimes (MONTES; LINS, 2018; ABBOTT; MCGRATH, 2017), discute-se seu uso acerca dos dados que se trabalha. Sob essa perspectiva, ao se perceber a existência da dispersão dos crimes de roubos por setor censitário, o outro modelo estatístico que se aplicou foi o de regressão binomial negativa, ao passo que este consegue lidar com as dispersões dessas ocorrências criminais, pois se verifica a existência de setores com nenhum roubo, enquanto outros apresentam maior quantidade desse tipo de evento. Atrelado a isso, tem-se a opção por se trabalhar com dados discretos, o

que torna viável a aplicação desse tipo de modelamento estatístico (FISHER; HARTWELL; DENG, 2017; OSGOOD; CHAMBERS, 2000; BOIVIN; FELSON, 2018; DE MELO et al., 2018). Assim, por se compreender que um modelo não exclui o outro, o presente estudo explora as duas abordagens.

Apesar de o trabalho se pautar na avaliação da vulnerabilidade ao crime das unidades espaciais de medidas utilizadas no levantamento do Censo pelo IBGE, neste trabalho atenção foi dada a localização das paradas de ônibus, pois ao se considerar uma ação criminosa como sendo um sistema de entrada e saídas, o aspecto logístico deve ser considerado. Deste modo, uma maneira de se pensar nas paradas seria relacioná-las ao número de pessoas que usufruem do serviço de transporte público para a realização de suas atividades, de tal forma que o fluxo de pessoas que passam por um determinado local passa a ser considerado atrativo para os criminosos.

Outro aspecto é considerar as paradas como pontos de *inputs* e *outputs* do delinquente numa localidade, uma vez que ele pode ter acesso a área por meio do transporte público e realizar a fuga pelo mesmo meio. Assim, ações/estratégias relacionadas à logística de operação para “fechar” ou diminuir os pontos de fuga podem ser considerados, ou seja, acredita-se que prender o elemento em flagrante é uma medida que diminui as ocorrências, tendo em vista que o índice de reincidência diminui.

Sob as perspectivas supracitadas, determinou-se a quantidade de paradas de ônibus como uma variável *proxy* de movimentação, pois se entende que a facilidade de acesso aos locais, bem como o fluxo de pessoas e mercadorias, implica no surgimento de oportunidades de roubos.

Além da localização das paradas de ônibus, verificou-se a relação existente entre outros tipos de estabelecimentos com os crimes em vias públicas, tendo em vista a sua relação não apenas com o fluxo de transeuntes, mas também a permanência deles em certos locais, como áreas de lazer e recreação. Podendo se associar a circulação de dinheiro a uma natural exposição da área ao crime.

Assim, buscou-se coletar nas bases do OSM e *Google Maps* dados de distribuição de paradas de ônibus, universidades, lojas, escolas, farmácias, lotéricas, hotéis, postos de gasolina e bancos.

Os dados referentes aos estabelecimentos correspondem às coordenadas geográficas (eixos da latitude e longitude), endereço e *site* do local (caso tenha) e a classificação dele, por exemplo, para o grupo escola tem-se uma classificação se escola pública, particular ou creche; no que diz respeito aos restaurantes, a classificação se dá de acordo com o tipo de comida, por

exemplo, se comida japonesa, *self-service*. Em universidade, a subdivisão se dá em: universidade, faculdade, faculdade pública, faculdade particular e, locais de ensino à distância. No seguimento lojas estão incluídas as lojas de eletrônicos, roupas, calçados, livrarias, de produtos odontológicos, joalherias, de impressão, pet shop, brechó, entre outras.

Os dados dos estabelecimentos foram coletados do Google Maps por meio do *software G-Business Extractor 2.8* que ficou rodando durante 4 dias para a finalização da coleta. Essa demora ocorreu devido à extração de dados individualizados de cada tipo de estabelecimento e devido ao tamanho do banco de dados que a busca retornou, sendo computados um total de 19.012 (dezenove mil e doze) estabelecimentos rateados entre universidades, lojas, escolas, restaurantes, farmácias, lotéricas, hotéis, postos de gasolina e bancos. Finalizada a busca, os dados foram exportados e tratados no GIS, sendo inicialmente realizada a plotagem dos pontos de localização dos estabelecimentos por meio da verificação dos eixos de latitude e longitude, criando-se pontos individualizados que representam cada elemento no espaço físico. Em seguida, esses pontos foram geoprocessados pela ferramenta de interseção, ficando para análise somente aqueles que estavam inseridos na área escolhida para a modelagem de decisão de vulnerabilidade para solução de alocação de recursos. Em seguida, uma outra triagem foi realizada em decorrência da verificação de elementos em duplicidade. A coleta dos dados se processou para toda a cidade de Recife, porém, o conjunto de dados foi reduzido à área de interesse, conforme Quadro 2.

Quadro 2 - Quantidade de estabelecimentos da área avaliada

Estabelecimentos	Quantidade total
parada de ônibus	383
universidades	74
lojas	276
escolas	40
restaurantes	288
farmácias	148
lotéricas	49
hotéis	42
postos de gasolina	62
bancos	124

Fonte: A Autora (2019).

Assim, a distribuição dos estabelecimentos também foi considerada num modelo estatístico a parte, exceto para as paradas de ônibus.

3.2 Construção e aplicação do modelo multicritério

Esta etapa consistiu na aplicação do procedimento de construção de um modelo multicritério baseado na proposta de Almeida (2013).

3.2.1 Fase preliminar

Nessa primeira parte dos procedimentos ilustrados, foram ressaltados os passos de identificação dos objetivos e estabelecimentos dos critérios. Pois a partir de um problema real, buscou-se elaborar um modelo de caráter exploratório para o apontamento dos níveis de vulnerabilidade local para o suporte na tomada de decisão de alocação de recursos públicos no combate de crimes de roubo, sendo esse o objetivo identificado para a resolução da pergunta apresentada na Justificativa.

Quanto ao estabelecimento dos critérios, foram avaliadas as características demográficas do Censo 2010 e as características físicas de disposição de estabelecimentos na área avaliada. Inicialmente, análises separadas dos critérios nos modelos de decisão foram realizadas afim de se observar o comportamento das escolhas do decisor e de que forma a avaliação desagregada dos critérios implicaria na composição dos resultados de vulnerabilidade no auxílio da alocação de recursos destinados a diminuição dos crimes de roubos. Em seguida, os conjuntos de critérios, avaliados numa primeira instância em separado, foram agregados com a finalidade de propor uma avaliação holística do problema, culminando em um conjunto de solução mais plausível.

Para tal, assumiu-se um decisor hipotético, tendo em vista que o estudo desenvolvido trata de uma abordagem exploratória de uma aplicação de apoio a tomada de decisão, onde buscou-se, por meio da simulação, analisar o comportamento do decisor frente a diferentes grupos de critérios, tendo em vista a minimização dos vieses por meio da proposição de um processo iterativo de avaliação.

Assim, demonstra-se que o estudo não busca solucionar o problema dos roubos em vias públicas, mas sim direcionar as ações de alocação de recursos por meio da avaliação das áreas. Ficando a cargo do decisor o conjunto de medidas a serem tomadas.

Abre-se um parêntese para a não exposição dos nomes dos locais avaliados, tendo em vista o apreço ético do estudo ao se preocupar em não estereotipar a população presente no local, além das implicações econômicas e sociais que podem ocorrer e/ou se acentuar em decorrência de possíveis boicotes aos locais tratados no estudo.

3.2.2 Modelagem de preferências e escolha do método

O estudo propõe a avaliação das regiões frente um conjunto de fatores em um processo interativo. Nessa perspectiva, o uso do DRSA mostrou-se viável, pois permite a avaliação parcial de critérios, tornando a modelagem mais flexível. Além disso, nos cálculos realizados pelo método é possível observar a qualidade das escolhas do decisor. Conforme discutido anteriormente, a qualidade mínima aceita no estudo foi de 80%. Quando a avaliação do decisor não atingia a qualidade mínima acordada, uma reavaliação era realizada e sob esse ponto de vista observou-se um aprendizado no que diz respeito a avaliação do critério para uma dada alternativa e, conseqüentemente, o seu impacto nas regras de decisão geradas pelo método empregado.

Assim, para gerar as regras de decisão que direcionaram a classificação dos setores censitários quanto ao nível de vulnerabilidade, o *software* jMaf foi empregado. O programa, por meio do algoritmo próprio, consegue realizar as avaliações intracritério e intercritério, calculando o índice de qualidade das preferências do decisor e apontando os elementos constituintes das regras de decisão com base nos valores dos critérios avaliados.

3.2.3 Finalização

Nessa fase verificou-se a consistências do método, por meio da análise de sensibilidade, envolvendo o conjunto de alternativas de treinamento e recomendação final das regras de decisão geradas pelos modelos realizados segundo as perspectivas de critérios avaliadas.

Tendo em vista que as qualidades apresentadas pelas preferências do decisor ultrapassaram os 80% de qualidade definidos anteriormente, a análise de sensibilidade avaliou o comportamento do modelo com a retirada de alternativas, uma de cada vez, do conjunto de alternativas de treino. Foram retirados 3 elementos de cada avaliação de grupos de critérios distintos (dados do IBGE, distribuição de estabelecimentos e a agregação desses dois). A escolha dos elementos se procedeu pela avaliação numérica dos critérios.

Sendo verificado que os valores de qualidade permaneceram acima do mínimo estipulado, as regras foram consideradas consistentes o suficiente para serem aplicadas para todo o conjunto de alternativas, ou seja, todos os 155 setores censitários.

Embora não tenha sido empregado em sua totalidade para a construção do modelo de decisão proposto no estudo, o *framework* de Almeida (2013) serviu para direcionar os procedimentos que deveriam ser realizados.

E, por se tratar de uma simulação, a construção do modelo buscou verificar a aplicabilidade do método. Assim, algumas etapas foram desconsideradas, entre elas a caracterização do decisor, pois a exposição das preferências se baseou nos dados quantitativos e a implementação da decisão que não foi possível de realizar.

O que não invalida a construção do modelo que não tem como objetivo dizer o que fazer para diminuir o crime, mas sim indicar as áreas mais propensas para que os órgãos responsáveis tomem providências, sejam elas na alocação de rondas de patrulha, criação de postos fixos, investimento em tecnologia ou armamento.

3.3 Análise espacial dos resultados do modelo de decisão

Definidos os níveis de vulnerabilidade dos locais avaliados, os resultados puderam ser plotados em mapas, gerando a vantagem de visualizar a caracterização de cada setor sensível para alocação de recursos, bem como avaliação de cada elemento espacial em relação as áreas vizinhas, o que pode possibilitar a criação de estratégias mais amplas.

Deve-se atentar ao fato de que o estudo dos mapas é realizado durante todas as etapas, desde o levantamento espacial dos setores censitários, georreferenciamento das informações do Censo 2010, coleta e plotagem dos dados georreferenciados dos estabelecimentos e exploração espacial do local. Portanto esta etapa não reduz todo o trabalho desenvolvido em uma subseção, aqui pretende-se analisar visualmente o modelo de decisão DRSA desenvolvido a partir da elicitación de preferências do decisor, no que diz respeito à avaliação de critérios. Assim como nas etapas anteriores, esta fase contou com o *software* de apoio, o ArcGis 10.4.

4 ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Nesse capítulo são apresentados os procedimentos para a execução do modelo de decisão, sendo consideradas as etapas iniciais de levantamento e exploração dos dados e variáveis até a geração das regras de decisão utilizadas na classificação dos níveis de vulnerabilidade dos setores censitários da região avaliada, para um uso posterior na alocação de recursos (homens e equipamentos, por exemplo) no combate aos crimes de roubo.

4.1 Levantamento e exploração dos dados e variáveis

Com o propósito de se avaliar as relações entre os dados e as variáveis levantadas, algumas explorações realizadas são apresentadas conforme os tópicos seguintes.

4.1.1 Exploração estatística

A partir do estudo de referencial bibliográfico, verificou-se que a criminalidade é fator resultante de variáveis que implicam em características sociais e demográficas, como: a localização de paradas e percurso dos transportes de uso coletivo, a distribuição de alguns estabelecimentos no espaço físico, o fluxo de pessoas, os indicadores de riquezas, os espaços de lazer, recreação e áreas de alimentação (BRANTINGHAM; BRANTINGHAM, 1993; YU, 2009; YU; MAXFIELD, 2014, NEWTON, 2008; NEWTON; PARTRIDGE; GILL, 2014).

Desta forma, variáveis foram selecionadas para o contexto do Brasil com base em alguns trabalhos. Pereira (2016) utilizou taxas percentuais dos dados do IBGE, bem como cálculos dos índices de riquezas e heterogeneidade étnica. Mendonça, Loureiro e Sachsida (2003), por sua vez criaram um modelo econométrico que considerava o uso de variáveis *proxy* para a renda média das famílias, gastos públicos com segurança, taxa de urbanização, índice de Gini e taxa de desemprego. Gaulez e Maciel (2016) exploraram os fatores renda, quantidade de agências bancárias, densidade populacional, número de médicos por 100 mil pessoas e taxa de urbanização. Steeves, Petterini e Moura (2015) utilizaram a quantidade de efetivo policial para cada 100 mil habitantes, e indicadores de pobreza, densidade e idade da população. De Melo et al. (2018) analisaram o fator temporal na avaliação dos crimes de homicídio, estupro, arrombamento domiciliar, roubos e furtos, a escala temporal utilizada pelos autores foi por: estação do ano, mês, semana e hora do dia. Enquanto Montes e Lins (2018) se valeram de indicadores de oportunidade de emprego, indicadores de educação e saúde, além disso, os autores também utilizaram os dados de renda *per capita* como variáveis

sócio-econômicas e de incentivo aos crimes. Ademais, também foram verificadas as relações de alguns estabelecimentos com os roubos.

Deste modo, visando a exploração dos dados ambientais dos setores censitários e o apontamento dos fatores mais significativos, em termos de implicação sobre a localização das paradas de ônibus e de ocorrência dos roubos em vias públicas, buscou-se trabalhar estatisticamente com algumas variáveis do Censo 2010 (IBGE, 2016) que expressam alguma relação com o ambiente. Ou seja, foi observado o número de domicílios, número de condomínios, quantidade de domicílios abastecidos com água e energia, e supridos com o serviço de coleta de lixo. Também foram avaliados os aspectos de renda total, número de alfabetizados (indivíduos com 5 anos ou mais), total de residentes, etnia, grupos etários e número de moradias em condições improvisadas.

Assim, alguns modelos estatísticos foram elaborados. Afim de realizar as explorações iniciais com as variáveis do Censo 2010, foram realizados três modelos de regressão linear. No primeiro buscou-se explorar que fatores possuem relação com a localização das paradas de ônibus. De maneira similar, a segunda abordagem procurou traçar relações de que tipos de fatores espaciais e demográficos estão relacionados aos locais de roubos. O terceiro modelo de regressão linear trata de um aprimoramento do segundo, tendo em vista que se considerou a quantidade de paradas por setor censitário como uma variável *proxy* de movimentação de pessoas.

A escolha das variáveis do IBGE foi realizada com base na proposta de avaliação de variáveis que de alguma forma representassem o nível de riqueza do local (BRANTINGHAM; BRANTINGHAM, 1998; COHEN; FELSON, 1979), como domicílios abastecidos com água e energia, supridos pelo serviço de coleta de lixo, existência de estabelecimentos improvisados e etnia, esse último está ligado à associação histórica que se tem entre o negro e a pobreza. As variáveis de idade buscam representar a população economicamente ativa, estudantes e idosos que necessitam realizar suas atividades cotidianas e estão sujeitas ao roubo.

Assim, para o primeiro modelo estatístico de regressão linear, no qual a variável dependente é o número de paradas de ônibus por setor censitário e as variáveis extraídas do Censo 2010 são as variáveis independentes, obteve-se o resultado apresentado no Quadro 3, onde se observa que as variáveis de maior significância foram número de domicílios, número de domicílios com energia e total de residentes por setor censitário, cada uma delas com significância de mais de 99%. O modelo possui um ajuste baixo, uma vez que o conjunto de fatores pré-definidos dos dados do IBGE explica 9,5% da localização dos pontos de ônibus.

Quadro 3 - Modelo de regressão linear para paradas

Variáveis explicativas	P-valor
nº de domicílios	1,27e ⁻⁵ ***
nº de condomínios	0,786778
nº de domicílios abastecidos com água	0,909017
nº de domicílios com coleta de lixo	0,9218
nº de domicílios com energia	0,000106***
renda total	0,841124
nº de alfabetizados	0,44814
total de residentes	0,001934**
Branco	0,118011
Preto	0,12646
Amarelo	0,21071
Pardo	0,125761
Índio	0,204433
0-12 anos	0,086085
13-25 anos	0,095675
26-38 anos	0,083897
39-51 anos	0,083539
52-64 anos	0,08194
65-77 anos	0,06643
78-90 anos	0,148625
>90 anos	--
moradia em condições improvisadas	0,614158
r ² = 0,2189	
r ² ajustado= 0,095	

Fonte: A Autora (2019).

Logo, verifica-se que o uso do modelo estatístico apresentado no Quadro 3 consegue estabelecer as relações existentes entre as características demográficas com a localização das paradas, tida no estudo como variável *proxy* de movimentação, uma ligação entre os aspectos pertinentes a demografia local e a necessidade de locomoção/ circulação.

Na segunda situação, buscou-se trazer às claras os fatores demográficos que possuem algum vínculo com as ocorrências de roubo. Assim, as variáveis independentes foram mantidas no modelo estatístico, mudando apenas a variável dependente que passa a ser o número de roubos por setor censitário Quadro 4. Nessa avaliação as variáveis explicam a ocorrência dos crimes em ~7,37%. Desse conjunto, o número de domicílios possui maior aderência tendo em vista que seu nível de significância corresponde a mais de 99%.

Quadro 4 - Modelo regressão linear para roubos (sem paradas)

Variáveis explicativas	P-valor
nº de domicílios	0,000299***
nº de condomínios	0,661656
nº de domicílios abastecidos com água	0,622928
nº de domicílios com coleta de lixo	0,630763
nº de domicílios com energia	0,009938**
renda total	0,504842
nº de alfabetizados	0,637163
total de residentes	0,011948*
Branco	0,041639*
Preto	0,049119
Amarelo	0,068973
Pardo	0,047042*
Índio	0,056241
0-12 anos	0,035697*
13-25 anos	0,035914*
26-38 anos	0,037252*
39-51 anos	0,029669*
52-64 anos	0,027972*
65-77 anos	0,034732*
78-90 anos	0,051093
>90 anos	--
moradia em condições improvisadas	0,53572
$r^2 = 0,02001$	
r^2 ajustado= 0,07377	

Fonte: A Autora (2019).

Na terceira situação tratada pelo modelo de regressão linear, o número de paradas de ônibus é adicionado ao conjunto de variáveis independentes como uma variável *proxy* de movimentação para a explicação das ocorrências dos roubos. Nesse contexto, o modelo explica 78,32% das ocorrências, conforme apresentado no Quadro 5.

Quadro 5 - Regressão linear para roubos (com paradas)

Variáveis explicativas	P-valor
nº de domicílios	0,6184
nº de condomínios	0,6784
nº de domicílios abastecidos com água	0,4186
nº de domicílios com coleta de lixo	0,414
nº de domicílios com energia	0,0862
renda total	0,3104
nº de alfabetizados	0,69
total de residentes	0,6577
Branco	0,167
Preto	0,1932
Amarelo	0,1352
Pardo	0,1822
Índio	0,99
0-12 anos	0,217
13-25 anos	0,1866
26-38 anos	0,2395
39-51 anos	0,173
52-64 anos	0,1573
65-77 anos	0,2982
78-90 anos	0,1561
>90 anos	--
moradia em condições improvisadas	0,7136
nº de paradas de ônibus	$< 2e^{-16}***$
$r^2 = 0,8142$	
r^2 ajustado= 0,7832	

Fonte: A Autora (2019).

Após o emprego da regressão linear para uma exploração inicial dos dados, a regressão binomial negativa foi realizada. Entretanto, com o número de variáveis reduzido, por se considerar a aleatoriedade que o roubo pode ocorrer, vitimando tanto homens quanto mulheres de idades diferentes. Assim, desconsiderou-se as variáveis relacionadas os grupos etários e etnia, por se entender que não cabe ao presente estudo a análise do perfil de vítimas. Nesse caso, o número de alfabetizados passa a ser considerada também uma variável *proxy* de movimentação, tendo em vista a associação entre emprego/escola e alfabetização e a necessidade de locomoção de casa ao local de trabalho/escola.

Logo, a regressão binomial negativa para ocorrência de roubos na área avaliada é apresentada no Quadro 6. Segundo essa regressão, as variáveis mais significativas são total de residentes e número de paradas de ônibus no setor censitário.

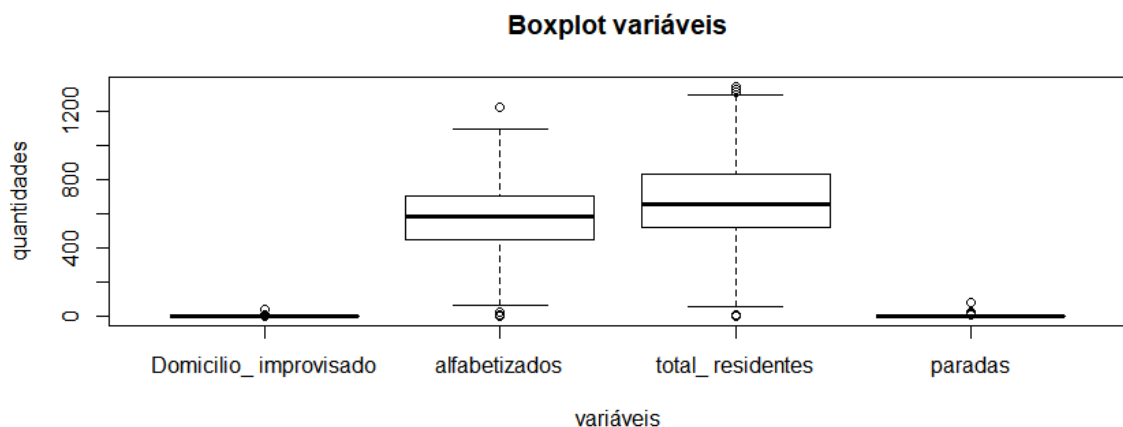
Quadro 6 - Regressão binomial negativa para roubo (com paradas)

Variáveis explicativas	P-valor
nº de domicílios	0,7594
nº de domicílios abastecidos com água	0,61402
nº de domicílios com coleta de lixo	0,53574
nº de domicílios com energia	0,33705
moradia em condições improvisadas	0,17743
renda total	0,58766
nº de alfabetizados	0,13625
total de residentes	0,00949**
nº de paradas de ônibus	2e ⁻¹⁶ ***
Teta = 1,097	
Erro padrão = 0,246	

Fonte: A Autora (2019).

A redução do conjunto de variáveis do modelo de regressão binomial negativa se deu por AIC (*Akaike information criterion*) que busca explicar melhor um dado evento com um número menor de variáveis, o que é interessante para o presente estudo, uma vez que se pretende utilizar alguns dados do IBGE como critério no modelo de decisão que será tratado posteriormente. Assim, tem-se que o número de domicílios em condições improvisadas, número de indivíduos alfabetizados, total de residentes e número de pontos de ônibus são elementos da regressão binomial negativa que melhor reduzem o número de variáveis para a explicação das ocorrências de roubos, Figura 5.

Figura 5 - Boxplot das variáveis da regressão binomial negativa de roubos



Fonte: A Autora (2019).

Conforme o observado na Figura 5, as variáveis contêm elementos que extrapolam os limites do conjunto de dados mais denso, o que para o cálculo não é um problema haja vista que consegue lidar com essa característica dos dados.

Tão importante quanto os dados demográficos, as informações relativas ao ambiente, no que diz respeito aos tipos de estabelecimentos presentes em um determinado lugar, contribuem na exploração das ocorrências criminosas. Brantingham e Brantingham (1993) e Yu e Maxfield (2014), salientam que ambientes voltados ao lazer e recreação são pontos de atração de crimes, destacando que locais de venda de bebidas e de grande movimentação são expostos com maior incidência a esse tipo de ação.

Desta forma, não se observou apenas as paradas de ônibus como elemento ambiental característico de concentração de alvos de roubo, como também a distribuição de outros 9 tipos de estabelecimentos presentes no ambiente avaliado (universidade, bancos, lotéricas, restaurantes, escolas, lojas em geral, postos de gasolina, farmácias e hotéis).

Com a finalidade de explorar as relações dos tipos de estabelecimentos presentes nos setores censitários, mais duas regressões lineares foram realizadas em separado. Tendo em vista que o IBGE realiza todo um procedimento para a coleta das informações no Censo, optou-se por não mesclar dados com diferentes tipos de coletas no mesmo modelo estatístico. Assim, o Quadro 7 apresenta as relações dos estabelecimentos com os eventos de roubo, tendo em vista que estes se relacionam com a prestação de serviços nesses locais, implicando na circulação de dinheiro. Ou seja, tem-se locais mais propícios ao roubo.

Quadro 7 - Regressão linear para exploração de roubos (estabelecimentos)

Variáveis explicativas	P-valor
Intercepto	0,0135*
Universidades	0,8873
Bancos	1,79e ⁻¹⁴ ***
Lotéricas	0,6462
Restaurantes	0,0626.
Escolas	0,0345*
Lojas	0,0770.
Postos de gasolina	0,8501
Farmácias	6,33e ⁻⁵ ***
Hotéis	0,9463
r ² = 0,8386	
r ² ajustado= 0,8286	

Fonte: A Autora (2019).

Conforme se verifica no Quadro 7, o modelo de regressão voltado somente para os estabelecimentos se ajusta melhor na explicação de roubos do que somente os dados do IBGE sem a localização das paradas de ônibus, uma vez que se verifica que os estabelecimentos explicam as ocorrências de roubos em 82,86% se comparado com os 9,5% conseguidos pelos fatores coletados do IBGE. Sob a visão de análise de estabelecimentos, tem-se que os mais significativos no modelo são os bancos e as farmácias com nível de significância de 100%, seguido das escolas com nível de significância de 99% e lojas e restaurante, ambos com 95% de significância.

De modo similar, realizou-se a regressão linear para a exploração das paradas de ônibus baseada nos estabelecimentos, Quadro 8, com a finalidade de se verificar a que tipos de serviços o indivíduo tem mais facilidade de acesso ao se considerar o seu percurso na rede de transporte público.

Quadro 8 - Regressão linear para exploração das paradas (estabelecimentos)

Variáveis explicativas	P-valor
Intercepto	0,2724
Universidades	0,3348
Bancos	8,46e ⁻¹² ***
Lotéricas	0,0345*
Restaurantes	0,2668
Escolas	0,0688.
Lojas	0,0600.
postos de gasolina	0,3269
Farmácias	1,5e ⁻⁸ ***
Hotéis	0,1106
$r^2 = 0,8608$	
r^2 ajustado= 0,8522	

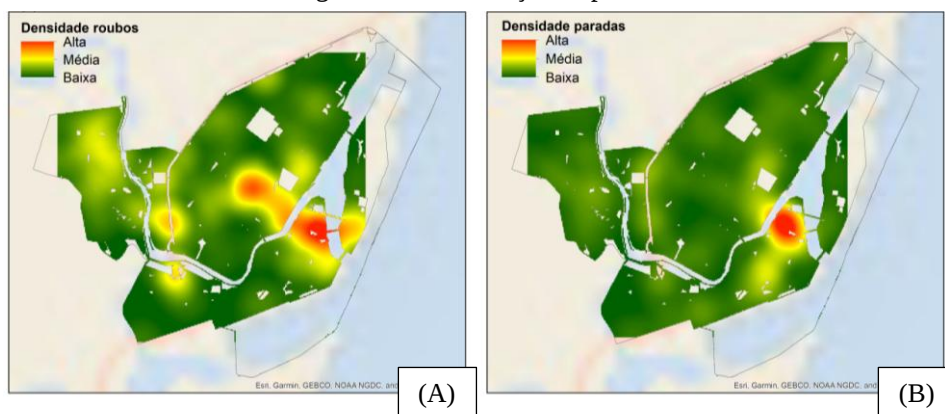
Fonte: A Autora (2019).

No Quadro 8, os bancos e farmácias também apresentaram significância de 100%, porém as lotéricas passam a ter nível de significância de 99%, enquanto que as escolas e as lojas, 95%. Destaca-se também que as variáveis de estabelecimentos explicam 85,22% do número de paradas por setor, e sobre esse modelo apenas 3 variáveis possuem relação de perdas com as paradas. No Quadro 8, verifica-se também que cada unidade de banco e farmácia representam um ganho de aproximadamente 1,29 e 1,09, respectivamente, na equação de regressão, o que significa dizer que além de significativos, estes locais possuem impactos maiores na equação se comparada com os demais.

4.1.2 Exploração espacial

A exploração espacial se deu pela análise de autocorrelação de Moran na determinação dos *clusters* de ocorrência de roubos e pela análise de densidade dos pontos de roubos.

Figura 6 - Concentração de pontos

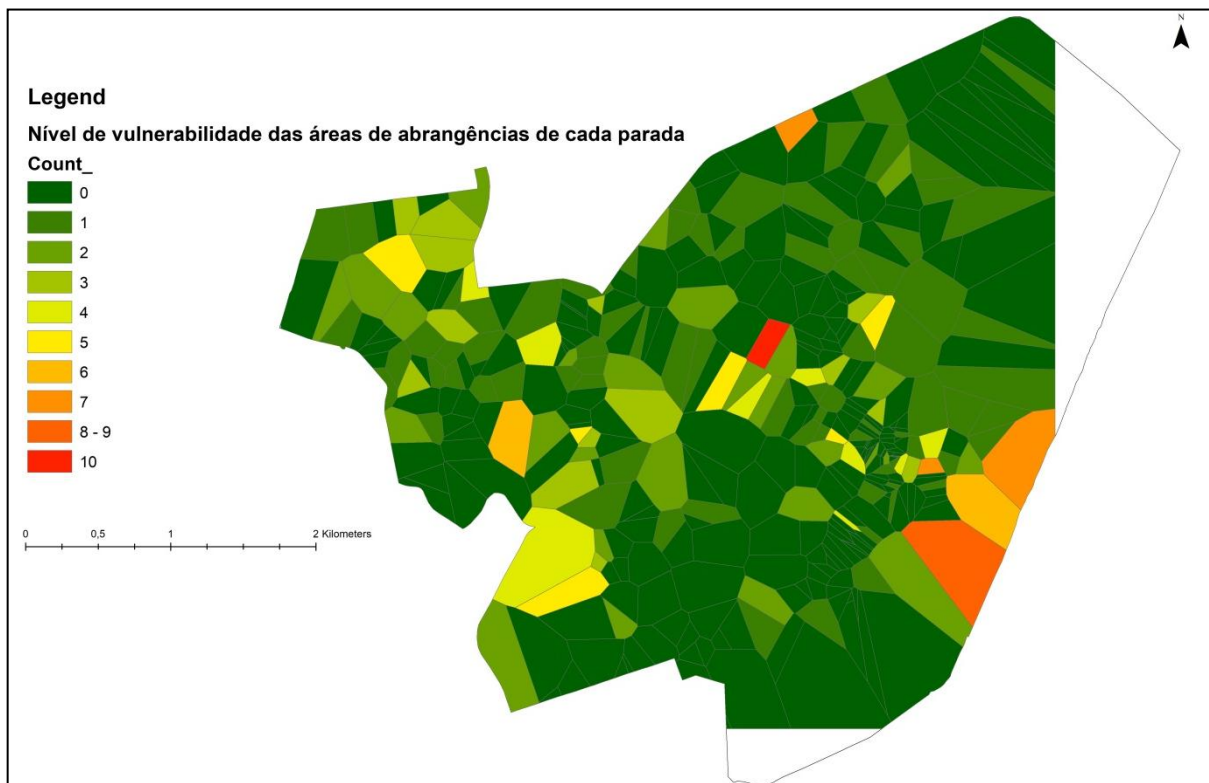


Fonte: A Autora (2019).

A Figura 6 foi construída no GIS foi resultado da avaliação de densidade de kernel, por meio da avaliação da distribuição dos pontos de localização de roubos e de localização de paradas na área estudada, cujo nome não pode ser divulgado. Por ela se observa que, espacialmente, os locais de roubos possuem relação com os locais de parada de ônibus, a ponto de ambos se concentrarem praticamente no mesmo local, a isso pode-se associar o fato de que o número de paradas na área associada pode possuir relação com o número de indivíduos circulantes uma vez que pessoas podem ter acesso ao espaço avaliado por intermédio do uso do transporte público.

Sob esta perspectiva, buscou-se analisar as áreas de cobertura das paradas de ônibus para o espaço avaliado em relação as ocorrências de roubos, conforme o observado na Figura 7.

Figura 7 - Vulnerabilidade espacial de cada parada e suas áreas de abrangência

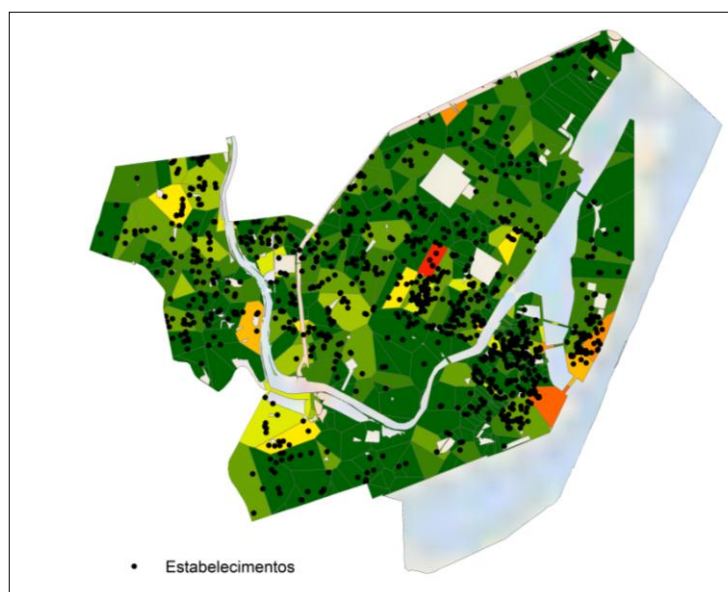


Fonte: A Autora (2019).

Na Figura 7, cada polígono colorido, denominado polígono de Voronoi, representa a área de cobertura de cada parada. As cores desses polígonos variam a depender da quantidade de ocorrências na área que cada ponto de ônibus possui influência. Nesse sentido, os locais de cores mais quentes são aqueles com maior evento de roubos, enquanto que os locais de cores mais frias mostram o contrário.

Ainda sobre a Figura 7, buscou-se investigar que características os apresentavam para que se diferissem no que diz respeito aos eventos de roubos ocorridos no local. Assim, verificou-se o que existia nas áreas de abrangência de 10 paradas com maior ocorrência e de 10 paradas com zero ocorrência. Assim, verificou-se que tanto as 10 paradas críticas quanto as 10 não críticas não abrangiam centros universitários. Contudo, nesse comparativo, 40% das paradas críticas englobavam áreas com presença de bancos, 10% tinham alcance a escolas e 20% abarcavam áreas com presença de postos de gasolina; enquanto que para as paradas menos críticas não se verificou a presença desses estabelecimentos em nenhuma área abrangida por elas. Ao se fazer um recorte dos terrenos não aproveitados e do corpo do rio, e adicionar os pontos de estabelecimentos se obteve a Figura 8.

Figura 8 - Vulnerabilidade por área de abrangência das paradas + estabelecimentos



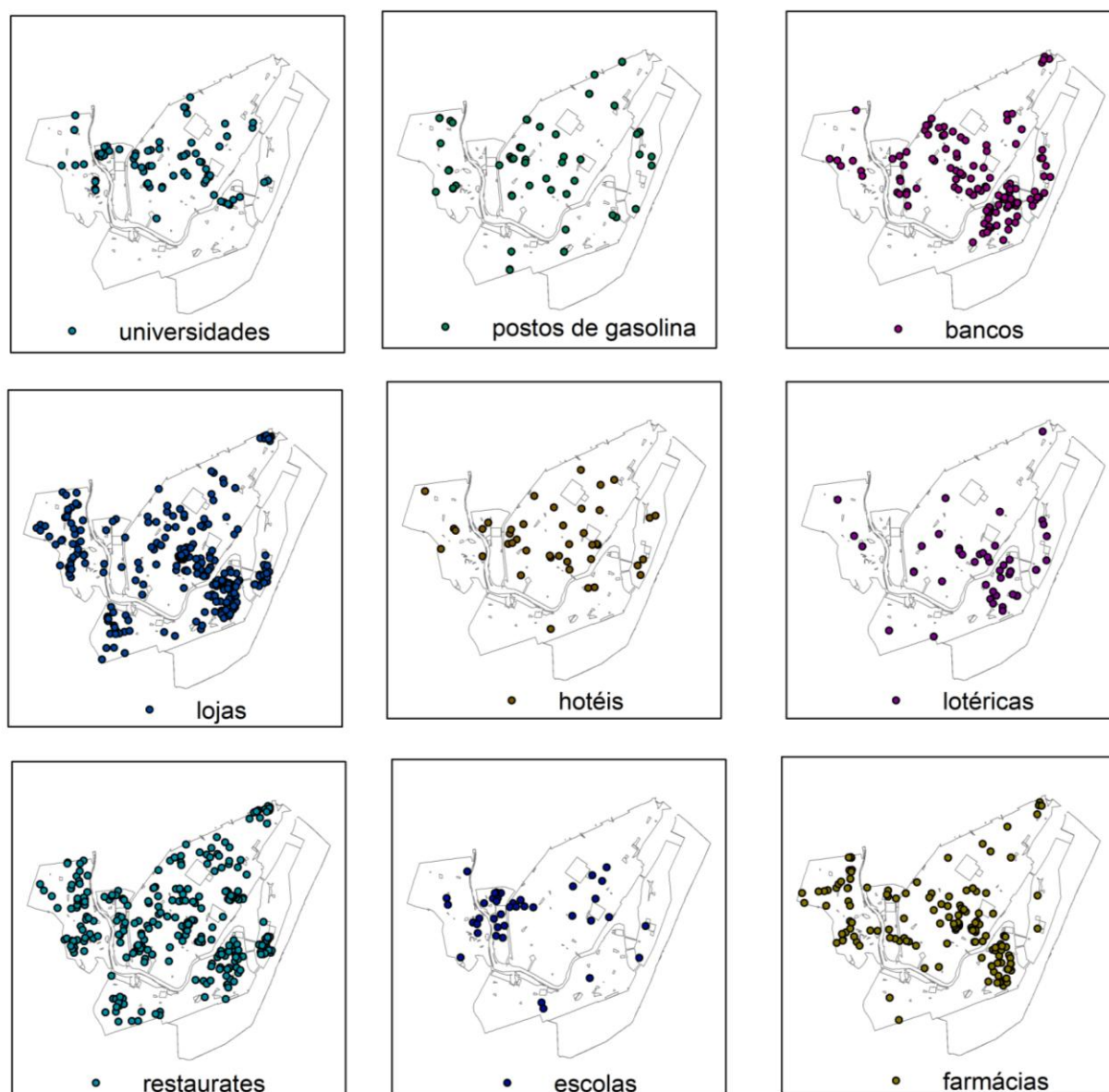
Fonte: A Autora (2019).

Na Figura 8 é possível supor que nos polígonos com alta concentração de estabelecimentos as ações de roubos acontecem mais timidamente, ao passo que os elementos de cores quentes, que caracterizam àqueles mais vulneráveis, ficam na vizinhança.

Esse comportamento pode ser justificado na presença de policiais em postos fixos e presença de câmeras. Com isso se reforça o aspecto logístico envolvido, não apenas de fluxo de pessoas passíveis de serem vitimadas, mas também de entrada e saída do criminoso em determinado espaço, uma vez ao dificultar o escape do criminoso por meio da sua prisão, os números de roubos por reincidência diminuem. Portanto, sem sair do foco que é a avaliação do nível de vulnerabilidade, percebe-se que as paradas devem ser reflexionadas de modo diferente dos demais estabelecimentos, ao passo que a fuga sinaliza sucesso da ação criminosa.

No que diz respeito à distribuição dos estabelecimento em relação a densidade de roubos, Figura 6 e Figura 8, de densidade de roubos e localização dos estabelecimentos se observa uma semelhança entre as áreas de grande concentração dos roubos e de estabelecimentos.

Figura 9 - Concentração dos estabelecimentos das áreas de alta densidade de roubo

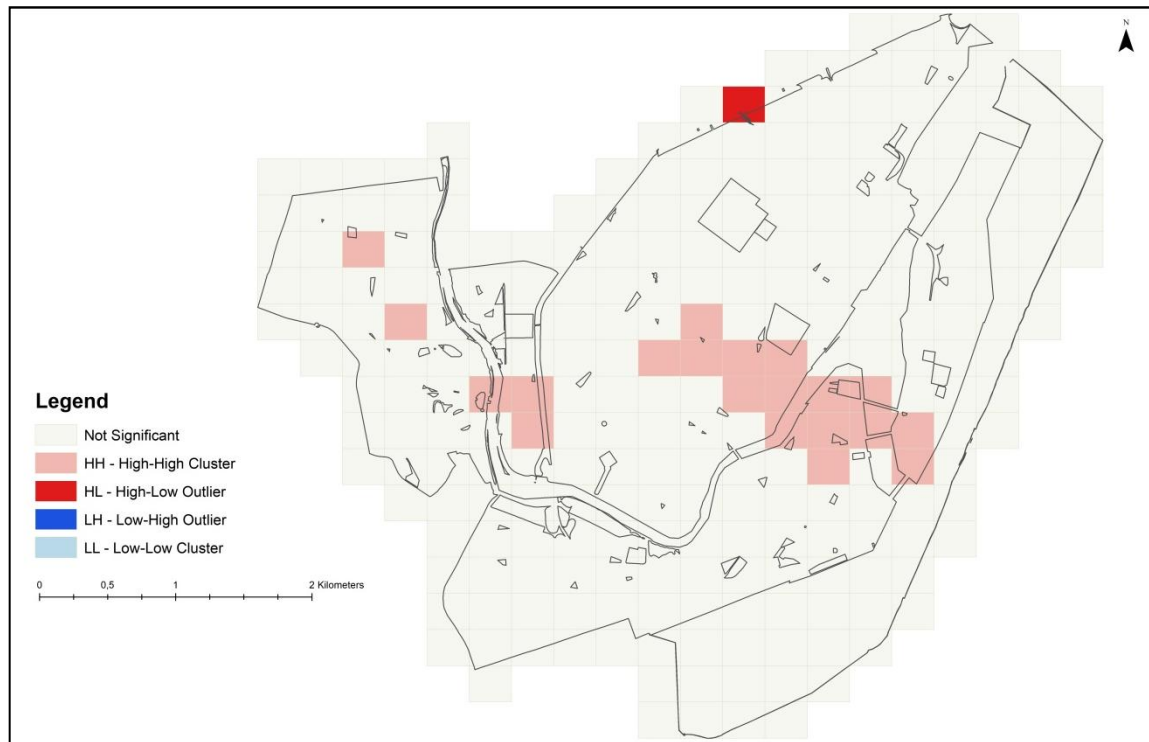


Fonte: A Autora (2019).

De modo complementar, uma análise local de Moran foi realizada, contudo dada a variedade dos tamanhos dos setores censitários e as implicações que essas diferenças poderiam trazer na avaliação de autocorrelação espacial que o cálculo sugere, devido à distribuição das ocorrências de roubos na área avaliada, o espaço estudado foi dividido em *grids* menores de modo a trazer um resultado mais consistente. Nesta análise local de Moran, considerou-se o cálculo de autocorrelação para os vizinhos de fronteira, pois o criminoso pode atuar em locais que não sejam seu local de moradia. Além disso, pela falta de acesso aos dados de fluxo de origem e destino, considerar a saída de vários setores censitário, como ponto de partida, para vários outros setores censitários, como locais alvo de roubos, pode

fornecer um resultado distorcido. Assim, para a presente análise, considerou-se plausível o uso de *grids* vizinhos, uma vez que a circulação de um dado elemento entre locais próximos é algo mais razoável, conforme o apresentado na Figura 10.

Figura 10 - Análise local de Moran (roubos)



Fonte: A Autora (2019).

A Figura 10 apresenta a análise local de Moran, essa ferramenta espacial cria quatro tipos de *clusters*. Para a problemática, o agrupamento *high-high* (HH) significa que uma área com grande número de ocorrências está cercada por locais de mesmas características, *high-low* (HL) indica que uma área com grande número de ocorrências está envolta de áreas de baixa ocorrência. Os grupos *low-high* (LH) e *low-low* (LL) apresentam o comportamento inverso de *high-low* e *high-high*, respectivamente. Segundo o observado, os *grids* do tipo HH coincidem com os locais de alta densidade de roubos.

4.2 Descrição do problema

O modelo de decisão empregado na proposição de soluções da problemática abordada foi o DRSA. Conforme apresentado anteriormente, o método trabalha com dados *a posteriori* por meio dos cálculos fundamentados na regra de decisão “se..., então...” apoiada no princípio de dominância.

Para a construção e aplicação do modelo DRSA foram consideradas três perspectivas de avaliação no que diz respeito aos critérios considerados, resultado em três conjuntos diferentes de regras de decisão derivados da análise de informações advindas somente da base do IBGE, dados característicos de elementos presentes no espaço (diferentes tipos de estabelecimentos) e a agregação desses dois elementos num mesmo modelo.

Assim, as seções subsequentes apresentam os conjuntos das regras de decisão indicando a vulnerabilidade de cada setor censitário para a proposição da alocação dos recursos para a minimização dos roubos.

4.2.1 Modelo de decisão baseado na perspectiva sócio-demográfica da região

Sob a perspectiva da avaliação da vulnerabilidade dos setores censitários, a escolha dos elementos que seriam utilizados como critérios no DRSA foi baseada na exploração do AIC na regressão binomial negativa.

Desta forma, os critérios: habitações em condições improvisadas, número de alfabetizados e total de residentes, por setor censitário, foram definidos como critérios de ganho. Enquanto que o total de residentes foi estabelecido como um critério de perda/custo.

Assim, com os conjuntos das alternativas e dos critérios definidos, o decisor teve suas preferências elicitadas, de modo que do total de 155 setores censitários, 18 foram escolhidos como uma amostra de treino para a verificação da qualidade da avaliação do decisor. No processo de escolha da amostra de treino, buscou-se garantir a representatividade de cada nível de vulnerabilidade com a presença de pelo menos um elemento de cada classe. Feito isto, constatou-se uma qualidade de 88,889%, resultando nas regras de decisão da Figura 11, apresentando um conjunto redutor, sendo este o *core*, composto pelos critérios número de alfabetizados e total de residentes por setor censitário.

Figura 11 - Regras de decisão da amostra de treino (dados IBGE + paradas)

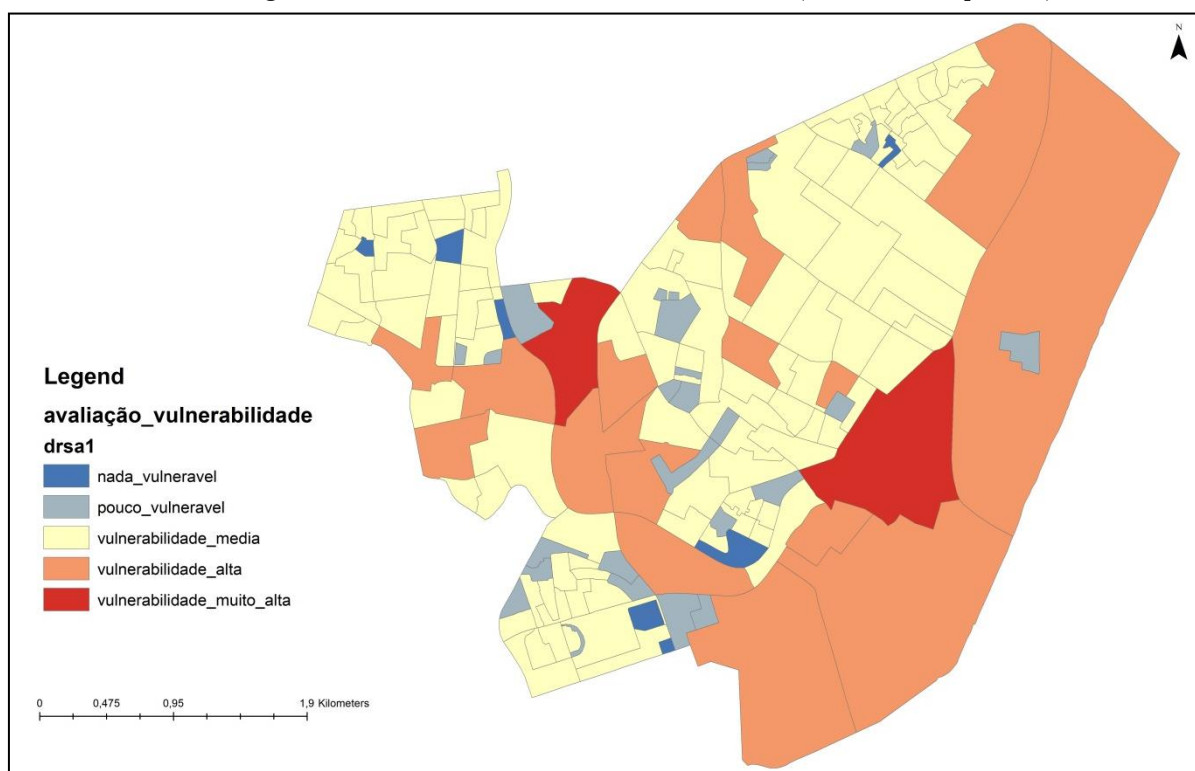
Regra	Decisão	Condições		
1	preferencia >= vulnerabilidade muito alta	paradas >= 81		
2	preferencia >= vulnerabilidade muito alta	alfabetizados >= 833		
3	preferencia >= vulnerabilidade alta	paradas >= 9		
4	preferencia >= vulnerabilidade media	alfabetizados >= 487		
5	preferencia >= pouco vulneravel	alfabetizados >= 444		
6	preferencia >= pouco vulneravel	domicilio improvisado >= 1		
7	preferencia >= pouco vulneravel	alfabetizados >= 191	&	total residentes <= 275
8	preferencia <= nada vulneravel	alfabetizados <= 0		
9	preferencia <= nada vulneravel	alfabetizados <= 400	&	total residentes >= 443
10	preferencia <= pouco vulneravel	alfabetizado <= 452	&	paradas <= 2
11	preferencia <= vulnerabilidade media	paradas <= 4		
12	preferencia <= vulnerabilidade alta	paradas <= 9		
13	preferencia <= vulnerabilidade alta	alfabetizados <= 250		
14	preferencia <= vulnerabilidade alta	total residentes >= 975		

Fonte: A Autora (2019).

Atrelado a este modelo de decisão, testes de análise de sensibilidade foram realizados sobre a amostra de treino, nesse sentido a alteração que se verificou foi uma variação de aproximadamente 6% para baixo e para cima, mostrando qualidades maiores que 80%, considerada aceitável pelo decisor. Desta forma foi possível o uso das regras de decisão apresentadas na Figura 11.

Porém, apenas a classificação das áreas não torna clara a noção espacial do combate ao crime, roubo no caso do estudo. Nesse sentido, o emprego dos sistemas de informação geográfica apresenta-se como uma ferramenta visual de apoio ao decisor, onde além de ver a localização dos setores vulneráveis consegue confrontar elementos característicos de proximidade de zonas com aspectos similares, ajudando a traçar estratégias de alocação de recursos, conforme o apresentado na Figura 12.

Figura 12 – Vulnerabilidade dos setores censitários (dados IBGE + paradas)



Fonte: A Autora (2019).

Conforme a Figura 12, em termos percentuais, tem-se que a avaliação de preferências do decisor resultou em 5,16% dos setores classificados como sendo “nada vulneráveis”, 16,77% como “pouco vulnerável”, 66,45% dos setores como “vulnerabilidade média”, 10,32% dos setores enquadrados em “vulnerabilidade alta” e 1,29% como sendo setores do tipo de “vulnerabilidade muito alta”.

4.2.2 Modelo de decisão baseado na localização espacial de estabelecimentos

Além do realizado com os dados do IBGE, outro modelo de decisão foi feito em separado com as quantidades de oito diferentes tipos de estabelecimentos: centros universitários (nesse grupo estão incluídos faculdades particulares e escolas técnicas), bancos, lotéricas, restaurantes, escolas, lojas (de todos os seguimentos), farmácias e hotéis; além da inclusão desses tipos de estabelecimentos, manteve-se os pontos de paradas de ônibus. A aplicação desse conjunto de informação na avaliação de preferências do decisor resultou em um conjunto de regras de decisão com qualidade de 100%, conforme apresentado na Figura 13.

Figura 13 - Regra de decisão (estabelecimentos + paradas)

Regra	Decisão	Condições
1	preferencia $\geq$ vulnerabilidade muito alta	paradas $\geq$ 13
2	preferencia $\geq$ vulnerabilidade alta	restaurante $\geq$ 4
3	preferencia $\geq$ vulnerabilidade media	banco $\geq$ 1
4	preferencia $\geq$ vulnerabilidade media	lojas $\geq$ 3
5	preferencia $\geq$ pouco vulneravel	restaurante $\geq$ 1
6	preferencia $\geq$ pouco vulneravel	lojas $\geq$ 1
7	preferencia $\geq$ pouco vulneravel	paradas $\geq$ 2
8	preferencia $\leq$ nada vulneravel	restaurante $\leq$ 0 & paradas $\leq$ 0
9	preferencia $\leq$ pouco vulneravel	farmacia $\leq$ 0
10	preferencia $\leq$ pouco vulneravel	lojas $\leq$ 0
11	preferencia $\leq$ vulnerabilidade media	restaurante $\leq$ 3
12	preferencia $\leq$ vulnerabilidade alta	paradas $\leq$ 9

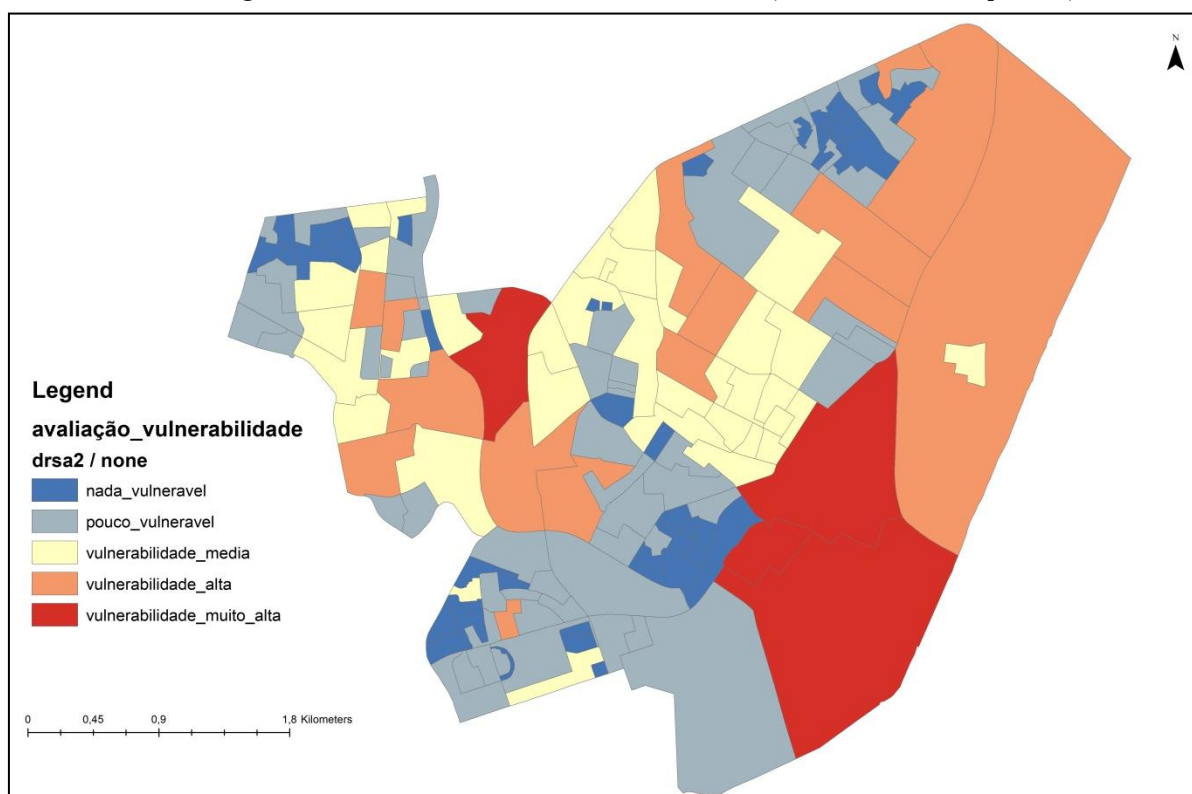
Fonte: A Autora (2019).

Quando da avaliação dos critérios, observou-se a presença de 6 grupos redutores que são o conjunto mínimo de critérios que mantêm a mesma qualidade sem apresentar redundâncias ((restaurante, farmácias, paradas), (escolas, farmácias, paradas), (lojas, farmácias, paradas), (universidade, farmácias, paradas), (restaurantes, lojas, paradas), (banco, restaurantes, paradas)). Para esse modelo, as paradas se apresentaram como o *core* que é o critério que se removido causa uma perda da qualidade.

Os exemplos de treino do modelo DRSA para classificação da vulnerabilidade com base nas informações de localização dos estabelecimentos e paradas de ônibus também foram submetidos à análise de sensibilidade e não tiveram a sua qualidade alterada. Assim, as regras apresentadas na Figura 13 puderam ser estendidas às demais alternativas, sendo possível a classificação dos níveis de vulnerabilidade quanto aos tipos de estabelecimentos.

Contudo, ao se construir um modelo fundamentado apenas nos tipos de estabelecimentos presentes por setor analisado, o conjunto de regras de decisão gerado resultou em uma nova classificação das alternativas, conforme se verifica na Figura 14.

Figura 14 - Vulnerabilidade dos setores censitários (estabelecimentos + paradas)



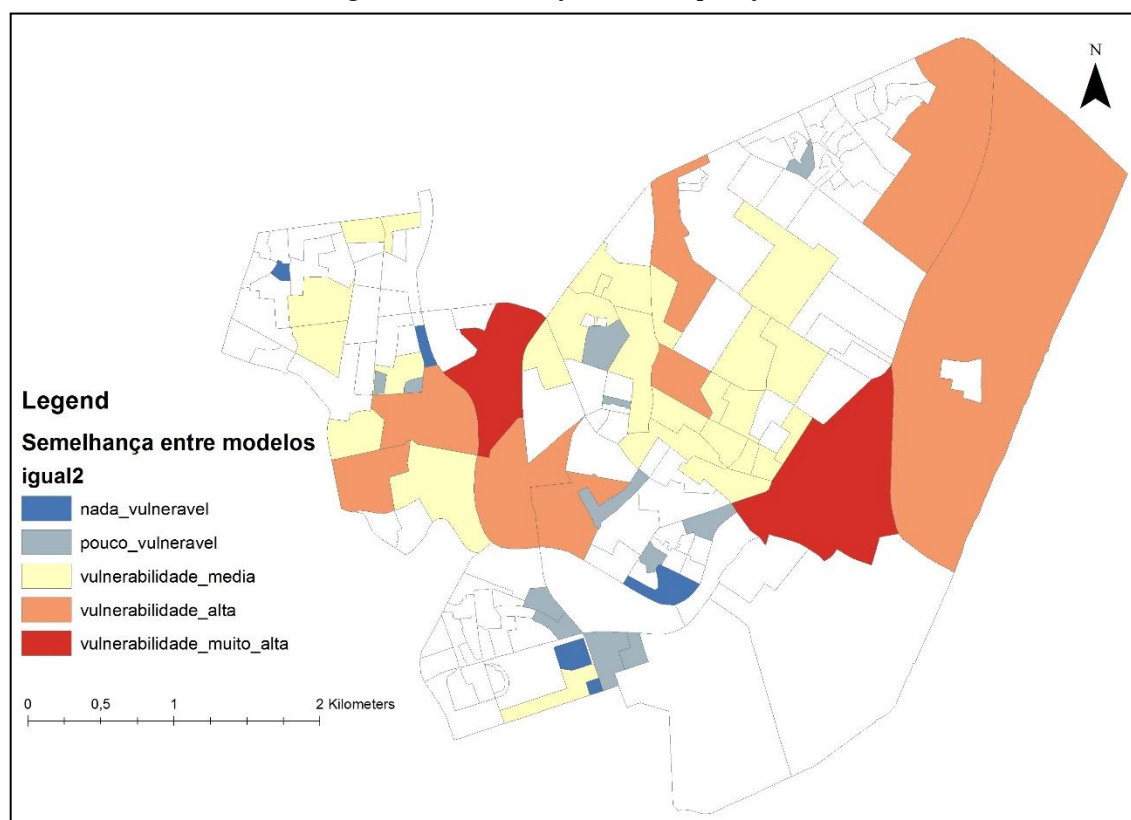
Fonte: A Autora (2019).

Segundo o apresentado na Figura 14, em termos de localização dos tipos de estabelecimentos, tem-se que os setores são classificados como: 27,09% “nada vulneráveis”, 38,06% “pouco vulneráveis”, 22,58% “vulnerabilidade media”, 9,68% “vulnerabilidade alta” e 2,58% “vulnerabilidade muito alta”.

Tal mudança na classificação dos critérios já era esperada, uma vez que um mesmo problema é analisado sob uma perspectiva diferente é natural que ele apresente um resultado divergente. Contudo, não se pode dizer que um modelo inviabiliza o outro, o que se assume é que a solução encontrada satisfaz aquele problema a partir daqueles critérios. Entretanto, quando se busca a solução de um problema, procura-se avaliá-lo holisticamente por intermédio de um conjunto de critérios mais amplo que seja capaz de abarcar um número maior de aspectos que venham agregar mais na tomada de decisão.

Por isso, ressalta-se a importância da escolha dos critérios durante o processo de construção e aplicação do modelo de decisão. Assim, uma comparação entre os modelos de decisão baseados nos dados do IBGE e nos dados de distribuição dos estabelecimentos, respectivamente, pode ser realizada conforme a Figura 15.

Figura 15 - Semelhanças entre as aplicações do DRSA



Fonte: A Autora (2019).

Obtida uma tabela de interseção de dados dos modelos de decisão no *software Excel 2013*, realizou-se um *join* entre a tabela de dados e a tabela de atributos do *layer* da área avaliada, resultando na Figura 15 que destaca as áreas que tiveram a mesma avaliação nos dois modelos cujos critérios de avaliação foram distintos, nela se verifica que aproximadamente 34,84% mantiveram a mesma classificação, mostrando uma relação entre os modelos.

4.2.3 Modelo de decisão baseado na agregação

Considerando-se a ampla esfera de aspectos a serem considerados na avaliação da vulnerabilidade dos locais, chegou-se a conclusão que a avaliação dos conjuntos de critérios de forma separada não seria capaz de proporcionar uma visão holística do problema, pois deste modo os modelos de apoio a decisão apresentam ineficiência ao priorizar ou o grupo de critérios demográficos ou grupo de caracterização de elementos constituintes do meio. Assim, um terceiro modelo de decisão constituído da agregação dos critérios considerados nos dois modelos de decisão anteriores foi proposto com a finalidade tentar sanar a questão do viés, conforme a Figura 16.

Figura 16 - Modelo de decisão agregado

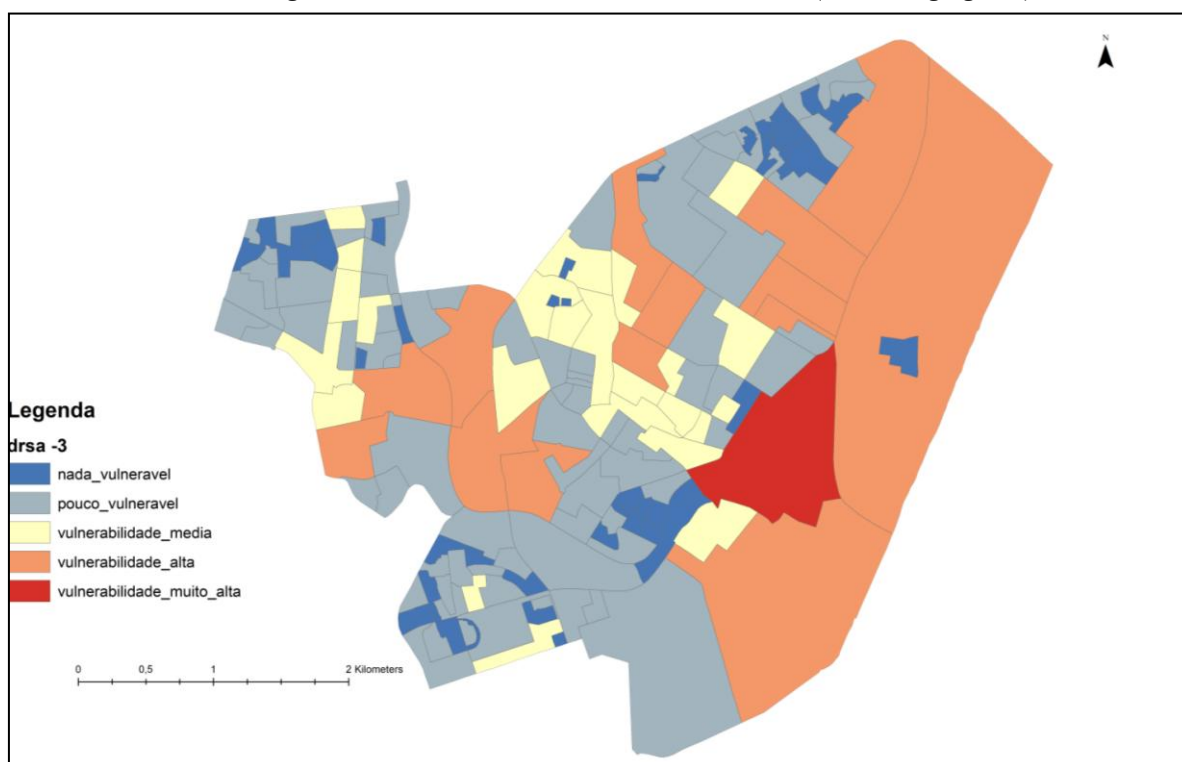
Regra	Decisão	Condições
1	preferencia >= vulnerabilidade_muito_alta	universidade >= 6
2	preferencia >= vulnerabilidade_alta	restaurante >= 6
3	preferencia >= vulnerabilidade_media	banco >= 2
4	preferencia >= vulnerabilidade_media	restaurante >= 3 & farmacia >= 1
5	preferencia >= pouco_vulneravel	restaurante >= 1
6	preferencia >= pouco_vulneravel	loterica <= 0 & lojas >= 1
7	preferencia >= pouco_vulneravel	paradas >= 2 & alfabetizado >= 624
8	preferencia >= pouco_vulneravel	alfabetizados >= 357 & total_residente <= 455
9	preferencia <= nada_vulneravel	alfabetizados <= 191
10	preferencia <= nada_vulneravel	loterica >= 2 & restaurante <= 0
11	preferencia <= nada_vulneravel	restaurante <= 0 & paradas <= 0 & total_residente >= 555
12	preferencia <= pouco_vulneravel	restaurante <= 1
13	preferencia <= pouco_vulneravel	farmacia <= 0
14	preferencia <= vulnerabilidade_media	restaurante <= 4
15	preferencia <= vulnerabilidade_alta	universidade <= 5

Fonte: A Autora (2019).

Assim como nos modelos de decisão realizados anteriormente, o modelo agregado obteve as regras de decisão, conforme a Figura 16, apresentando um conjunto redutor que é o *core* do modelo, com os critérios número de alfabetizados e total de residentes. O modelo agregado teve uma qualidade de ~94,4% e quando submetido à análise de sensibilidade, verificou-se uma variação máxima de aproximadamente -11,1%, acima do limite mínimo aceitável de qualidade de 80%. Logo, as regras resultantes do terceiro modelo de decisão puderam ser aplicadas.

Como levantado anteriormente, a avaliação de diferentes conjuntos de critérios para uma problemática deve ser tratada de maneira holística com o propósito de criar medidas de ação que englobem tanto as perspectivas demográficas quanto as dos elementos de composição do meio avaliado. Deste modo, a partir do terceiro modelo de decisão, obteve-se o resultado da Figura 17.

Figura 17 - Vulnerabilidade dos setores censitários (critérios agregados)



Fonte: A Autora (2019).

Conforma a Figura 17, a classificação dos setores quanto aos níveis de vulnerabilidade foi: 25,2% como “nada vulnerável”, 49,7% sendo “pouco vulnerável”, 15,5% nomeados como de “vulnerabilidade média”, 9% tidos como “vulnerabilidade alta” e 0,6% apontados como de “vulnerabilidade muito alta”. Ao se comparar as avaliações do primeiro modelo de decisão que leva em consideração as variáveis demográficas e do segundo modelo que busca representar elementos espaciais do meio, verifica-se uma similaridade de 24,5% e 74,8%, respectivamente, com o terceiro modelo.

4.3 Análise espacial dos resultados do modelo de decisão

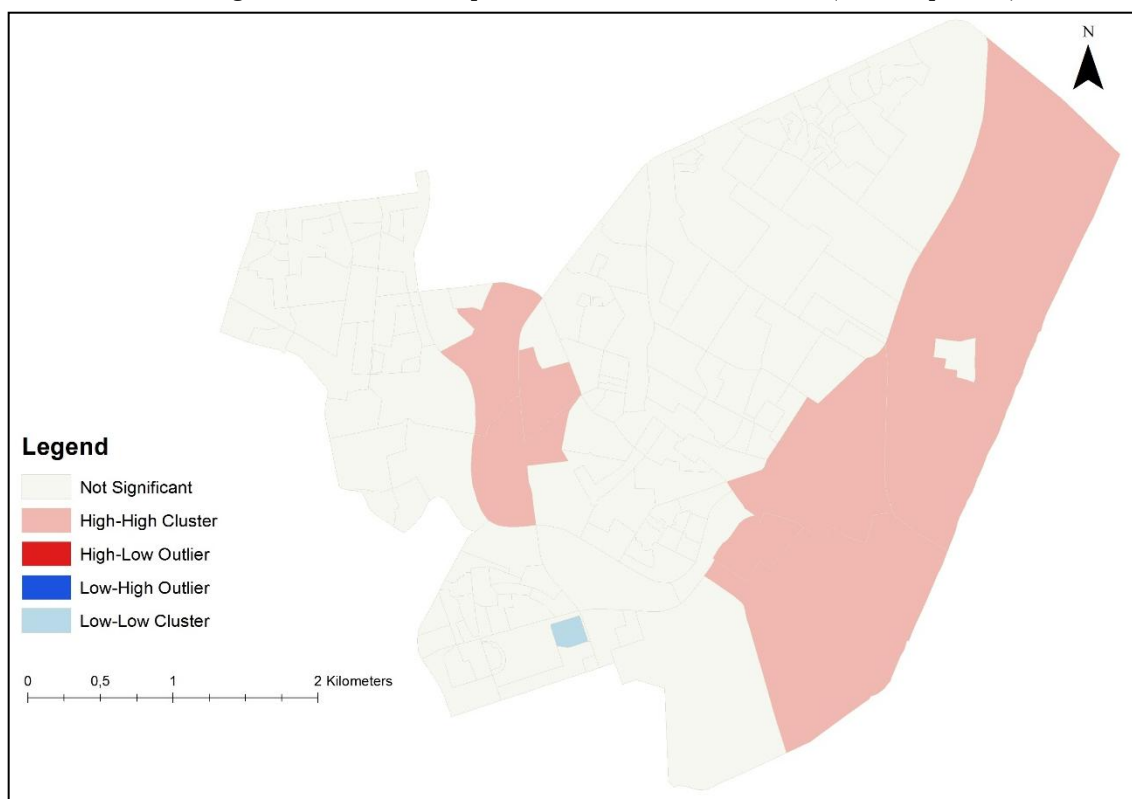
A classificação dos locais em níveis de vulnerabilidade torna possível o entendimento da problemática de alocação de recursos, uma vez que se entende que quanto maior o nível de vulnerabilidade, maior atenção se deve disponibilizar aquele local, ou seja, mais recursos devem ser dispostos para a mitigação do crime em locais mais vulneráveis.

Durante as avaliações percebeu-se que as regras de decisão obtidas acabavam por relativizar as implicações dos setores censitários vizinhos, apontando agrupamentos de elementos constituintes de uma mesma classe de vulnerabilidade. Por exemplo, observou-se que locais de vulnerabilidade alta estão próximos de outros com a mesma característica,

ficando evidente a influência que um setor tem sobre o outro. Com a finalidade de confirmar essa observação, as relações de vizinhança foram analisadas matematicamente por meio da análise local de Moran.

Assim, a Figura 18 mostra a configuração da análise local de Moran para a avaliação de preferências do decisor no tocante os dados do IBGE e paradas de ônibus.

Figura 18 - Moran local para os níveis de vulnerabilidade (IBGE + paradas)

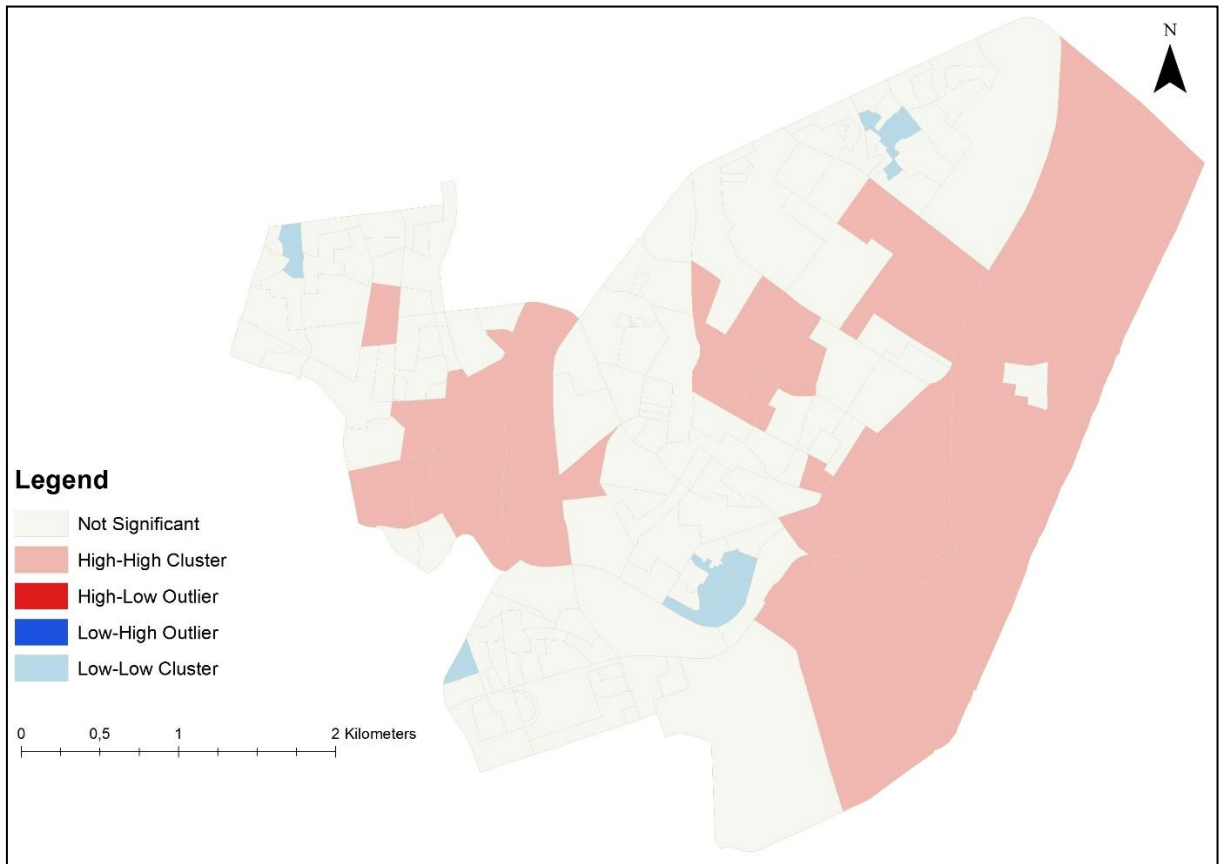


Fonte: A Autora (2019).

Na Figura 18, dois tipos de *clusters* se fizeram presentes. Como esperado, os locais classificados como sendo de “vulnerabilidade muito alta” e “vulnerabilidade alta”, e especialmente vizinhos da Figura 12 foram alocados ao grupo *high-high*. O outro grupo que se verificou com a análise local de Moran foi *low-low*, que se assemelhou espacialmente a um setor classificado como “nada vulnerável” que estava avizinhado por setores de “vulnerabilidade média” e “pouco vulnerável”.

De modo similar a análise local de Moran para os dados do IBGE e de pontos de ônibus, realizou-se uma análise local de Moran só que para os dados dos tipos de estabelecimentos e paradas de ônibus, conforme a Figura 19.

Figura 19 - Moran local de vulnerabilidade (estabelecimentos + paradas)

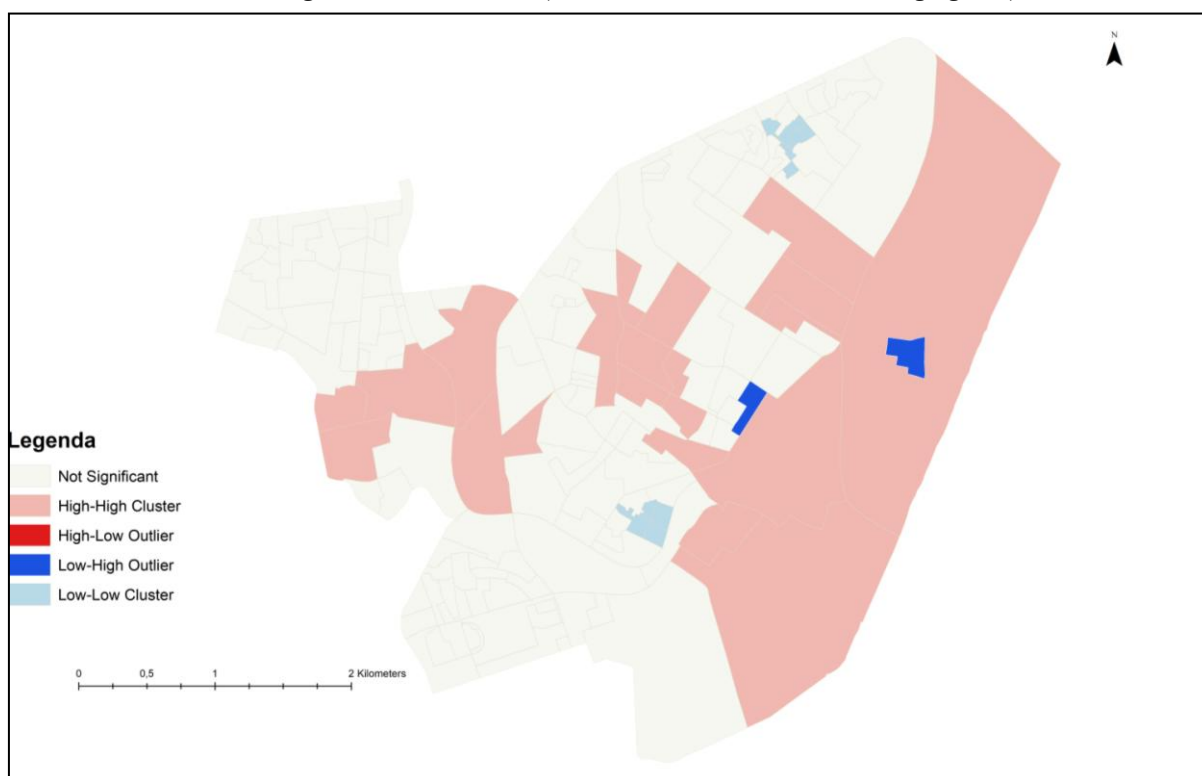


Fonte: A Autora (2019).

Ao se observar a Figura 19, verifica-se uma consistência com a avaliação do decisor quanto ao nível de vulnerabilidade ao se considerar os diferentes tipos de estabelecimentos (centros universitários, bancos, lotéricas, restaurantes, lojas, escolas, postos de gasolina, farmácias e hotéis) e paradas de ônibus, apresentada na Figura 14. Os setores classificados como *high-high* são aqueles avaliados pelo decisor como sendo de “vulnerabilidade alta” e “vulnerabilidade muito alta”, enquanto que o oposto se aplica aos *clusters* do tipo *low-low*.

Num comparativo, nos resultados apresentados na Figura 19, em relação ao obtido na Figura 18, tem-se um aumento de setores inclusos no grupo *low-low*, o que é plausível, tendo em vista que a avaliação do decisor para esse dado conjunto de critérios é diferente, apresentando mais setores do tipo “nada vulneráveis” e “pouco vulneráveis”. Desta forma, uma análise local de Moran também foi feita para a avaliação agregada dos critérios.

Figura 20 - Moran local (modelo de decisão com critérios agregados)



Fonte: A Autora (2019).

Segundo o que se verifica na Figura 20, dois setores censitários surgem como pertencentes ao *cluster low-high* e por se basear numa avaliação que considera a agregação dos critérios do IBGE e de distribuição dos tipos de estabelecimentos, possui um resultado visual distinto das outras análises locais de Moran.

Diferentemente da análise local de Moran apresentada na Figura 10, as análises realizadas nessa sessão não é resultado do número de roubos, mas sim da percepção de vulnerabilidade do decisor expressa pelo modelo de decisão. Aqui, esta análise foi realizada em cima das preferências do decisor para cada setor censitário, não cabendo, portanto, a avaliação em *grids*.

4.4 Discussão e resultados

Durante a construção e a aplicação dos modelos de decisão, tornou-se perceptível a importância da escolha dos critérios empregados na avaliação dos níveis de vulnerabilidade dos setores censitários, ao passo que a escolha deles pode priorizar a análise a partir de uma perspectiva quando na verdade o que se busca é trazer uma abordagem holística para um apoio mais embasado sobre questões de implicações práticas acerca da problemática de

roubos. Contudo, tal observação pode e deve ser levada em consideração em outras aplicações diferentes da área de segurança pública.

Assim, ao se executar os modelos de decisão que consideravam a avaliação dos critérios demográficos obtidos do IBGE e os critérios de localização dos tipos de estabelecimentos de maneira separada, verificou-se o esperado: a análise de critérios diferentes conduz a uma avaliação distinta da problemática. Entretanto, não se pode considerar que um anula o outro. Dado que cada um prioriza critérios de avaliação distintos, tem-se então que ambos apresentam resultados incompletos, pois relativizam o que deve ser levado em consideração na modelagem.

Entende-se, portanto, que quanto maior as esferas contempladas pelos critérios, mais aquele modelo de decisão consegue se aproximar da realidade. Desta forma, surge uma outra questão: a complexidade para a solução de um problema de alocação que requer uma resposta rápida e que consiga solucionar o problema.

De fato, a resposta de um modelo de decisão está sujeita a variações resultantes dos critérios, das alternativas, dos decisores e do próprio contexto social e econômico. Mas dado que a discrepância dos resultados resultou da avaliação separada dos critérios para um problema que deve ser avaliado holisticamente, uma terceira avaliação da vulnerabilidade dos setores censitários buscou agregar os critérios.

O terceiro modelo de decisão não exclui as complexidades e os possíveis erros, porém ao considerar uma visão mais ampla do problema, é possível abarcar um espectro maior de possibilidades resultando em um conjunto de regras de decisão mais plausível, porém passíveis de reavaliação para melhorias no próprio modelo e aproximação maior com a realidade do ambiente estudado.

Nesse sentido, o método DRSA considera que o decisor apresente inconsistência e imprecisão quando da avaliação das alternativas, o que é natural quando se trabalha com um número considerável desses elementos como é o caso do presente estudo. Ademais, o método trata de uma abordagem de aprendizagem, uma vez que permite ao decisor verificar a consistência e a qualidade das suas escolhas, indicando que uma reavaliação das alternativas poderia resultar em medidas mais satisfatórias, tratando, portanto, de um método de aprendizado.

Para a problemática que se pretende fornecer o suporte à tomada de decisão, o presente estudo aborda uma metodologia aplicável e flexível, tendo em vista que possibilita o uso em diferentes espaços geográficos. Contudo, deve-se considerar que o trabalho com setores

censitários implica em dados diferentes, portanto em estratégias diferentes de alocação de recursos.

Deve-se considerar também que a depender dos critérios avaliados, o modelo de decisão pode fornecer resultados diferentes. Dessa forma, cabe a análise dos critérios que melhor se inserem no contexto levantado, buscando-se escolher aqueles que possibilitam uma visão holística acerca do problema, representado neste trabalho pelo modelo de decisão baseado na agregação dos dados do IBGE e dados de localização espacial de diferentes tipos de estabelecimentos como critérios.

Nesse sentido, sugere-se a realização de um patrulhamento mais intenso em locais mais vulneráveis, conforme o terceiro modelo de decisão, envolvendo o uso de viaturas ou policiais em rua (em postos fixos ou em movimento), a depender da acessibilidade ao local e integração entre as polícias. Além disso, propõe-se o uso integrado de tecnologias para o monitoramento dos locais públicos, como exemplo pode-se citar uma parceria entre diferentes órgãos, no caso a polícia e a CTTU (Autarquia de Transporte e Trânsito do Recife) para acesso em tempo real às imagens das câmeras monitoradas pela prefeitura. No tocante às tecnologias, inclui-se, também a facilitação do envio rápido da informação do local de ocorrência (tecnologias de comunicação), criação de um sistema capaz de identificar se o chamado trata de um trote. Além disso, pode-se estimular a população a seguir ações seguras e relatar o evento à polícia por meio do B.O (boletim de ocorrência), tendo em vista que as ocorrências possuem comportamento dinâmico e mudam não só espacialmente, mas também temporalmente, sem mencionar o fato da possibilidade do acompanhamento da eficácia das medidas que estão sendo tomadas.

Outro aspecto a ser destacado é a confiabilidade e a dinamicidade dos dados de localização de roubos. Devido a algumas limitações de consistência, não foi possível uma análise mais detalhada que abrangesse os aspectos temporais da ação do criminoso, porém tal limitação não impediu que análises preliminares pudessem ser realizadas.

E, embora não tenha impedido as análises iniciais, uma vez que o foco do estudo é a construção de um modelo capaz de apoiar medidas de alocação de recursos, um local classificado anteriormente como de “vulnerabilidade muito alta” pode passar a ocupar uma classe menos crítica. Desta forma, segundo a abordagem utilizada no presente estudo, a cada planejamento de alocação dos recursos destinados a segurança pública uma nova classificação deve ser realizada, pois uma mudança de nível de vulnerabilidade impacta nos valores tidos como parâmetros para a criação das regras de decisão. Logo, o acesso ao banco de dados confiável se faz necessário para a manutenção do sistema, independente do uso de um

algoritmo dinâmico que evita a repetição de todo o processo desde a indicação dos critérios até a geração das regras de decisão.

5 CONCLUSÃO

O estudo consistiu em uma abordagem conjunta de um modelo de decisão e de um sistema de informação geográfica para alocação de recursos. Desta forma, explorações estatísticas e espaciais também foram realizadas com o propósito de estabelecer associações entre os elementos demográficos e espaciais e as ocorrências criminais.

Contudo, devido às limitações dos dados de roubos, não foi possível realizar uma análise temporal. Partindo desse mesmo ponto de vista, considera-se também uma defasagem temporal do IBGE que realiza o Censo a cada 10 anos. Além disso, restrições geográficas também podem ser mencionadas, pois os pontos de estabelecimentos coletados do *Google Maps* apresentam os locais que estão adicionados no *site*, desta maneira aqueles que não estão ficaram excluídos da análise.

Um aspecto que se discute nas considerações finais é a presença de um decisor hipotético. Dado as dificuldades de se conseguir um decisor da SDS de Pernambuco que pudesse expressar suas preferências no modelo de decisão, o emprego de um decisor hipotético consistiu em uma simulação do emprego do método como ferramenta de suporte a decisão, mostrando a sua usabilidade.

Desta forma, cogita-se a aplicação do modelo de decisão com um decisor que esteja lidando diretamente com essa realidade e testar o uso do DRSA em termos práticos a fim de propor melhorias que se adequem aos pormenores do combate aos roubos. Além disso, cogita-se o uso de uma base de dados com menos inconsistências.

Embora a pesquisa tenha se deparado com fatores limitantes, eles não reduzem a importância do estudo desenvolvido, pois buscou-se realizar a construção de um modelo para apoio a alocação de recursos possível de ser melhor ajustado e aplicado no combate aos roubos para um direcionamento de políticas públicas mais apropriadas.

Nesse sentido, o estudo apresenta uma nova metodologia que possibilita o esclarecimento e aprendizado do decisor na avaliação da vulnerabilidade por meio de um modelo de decisão. Embora já tenham sido desenvolvidos estudos no âmbito da segurança pública pelo laboratório de pesquisa PMD – Grupo de Pesquisa em Desenvolvimento e Gerenciamento de Projetos – da Universidade Federal de Pernambuco (UFPE), nenhum deles foi voltado à discussão dos crimes de roubos sob a visão de um método apoiado num método de aprendizado fundamentado no refinamento das regras de preferências visando o alcance de um nível de qualidade mínimo.

A metodologia empregada para o estudo ressalta a importância de se escolher os critérios demográficos e de elementos constituintes do meio, sendo questionada a escolha do conjunto de critérios que devem satisfazer a condição de avaliar diferentes aspectos do problema levantado para as alternativas levantadas e o uso de uma variável *proxy* nos modelos estatísticos e de decisão, embora não seja uma variável que se relacione diretamente com a questão dos roubos quanto a análise dos fluxos de pessoas nos locais avaliados, possibilita um entendimento acerca da avaliação do deslocamento das pessoas.

Logo, a pesquisa destaca a importância de se contextualizar a problemática tratada de maneira mais abrangente, visando a redução de vieses resultantes da avaliação estrita de perspectivas individualizadas que podem gerar resultado que condiciona a ação de combate aos roubos de modo particionado e ineficiente.

Tem-se, também, que o estudo realizado para uma região do estado de Pernambuco pode ser replicável para outras regiões e outras cidades. Contudo, deve-se atentar ao fato das heterogeneidades de cada local, que implicam em estratégias diferentes a serem tomadas pelo decisor ou grupo de decisores. Relembrando que o modelo construído não diz o que deve ser feito para diminuir os roubos, ele direciona no apoio a decisão pela apresentação da vulnerabilidade do local avaliado segundo os critérios tomados na avaliação. E, a partir disso, o decisor ou decisores, poderão direcionar melhor os recursos para os locais em situações mais críticas.

Para trabalhos futuros, fica a sugestão da elaboração de um modelo que incorpore uma possível análise de consistência para que os setores censitários apresentem maior consistência com a classe a qual foram direcionados, pois se observou que em alguns casos alguns setores poderiam ser alocados em mais de uma classe de vulnerabilidade.

Outro ponto para possível estudo futuro é a implementação de cálculos probabilísticos e possibilísticos para o direcionamento de uma roteirização mais eficiente de patrulhas, para num primeiro momento propor a redução dos roubos segundo as restrições de viaturas e homens disponíveis e de custos envolvidos.

REFERÊNCIAS

ABBOTT, J.; MCGRATH, S. A. The Effect of Victimization Severity on Perceived Risk of Victimization: Analyses Using an International Sample. **Victims & Offenders**, [s. l.], v. 12, n. 4, p. 587–609, 2017. Disponível em: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/15564886.2016.1208130>.

ALMEIDA, A. T. De. **Processo de Decisão nas Organizações**: construindo modelos de decisão multicritério. São Paulo: Atlas, 2013.

ALMEIDA, A. T. De; BOHORIS, G. A. Decision theory in maintenance decision making. **Journal of Quality in Maintenance Engineering**, [s. l.], v. 1, n. 1, p. 39–45, 1995. Disponível em: <http://www.emeraldinsight.com/10.1108/13552519510083138>.

ANGILELLA, S. et al. Robust Ordinal Regression and Stochastic Multiobjective Acceptability Analysis in multiple criteria hierarchy process for the Choquet integral preference model. **Omega (United Kingdom)**, São Paulo, v. 63, v. Atlas, n. 3, p. 154–169, 2016. Disponível em: <http://www.emeraldinsight.com/10.1108/13552519510083138>.

ANSELIN, L. Local indicators of spatial association - LISA. **Geographical analysis**, [s. l.], v. 27, n. 2, p. 93–115, 1995.

ARIEL, B.; PARTRIDGE, H. Predictable Policing: Measuring the Crime Control Benefits of Hotspots Policing at Bus Stops. **Journal of Quantitative Criminology**, [s. l.], v. 33, n. 4, p. 809–833, 2017. Disponível em: <http://link.springer.com/10.1007/s10940-016-9312-y>.

AZAR, A. T.; INBARANI, H. H.; RENUGA DEVI, K. Improved dominance rough set-based classification system. **Neural Computing and Applications**, [s. l.], v. 28, n. 8, p. 2231–2246, 2017. Disponível em: <http://link.springer.com/10.1007/s00521-016-2177-z>.

BARBATI, M. et al. Optimization of multiple satisfaction levels in portfolio decision analysis. **Omega**, [s. l.], v. 0, p. 1–13, 2017. Disponível em: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0305048316307010>.

BŁASZCZYŃSKI, J.; GRECO, S.; SŁOWIŃSKI, R. Multi-criteria classification – A new scheme for application of dominance-based decision rules. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], v. 181, n. 3, p. 1030–1044, 2007. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0377221706001391>. Acesso em: 1 jul. 2018.

BOIVIN, R.; FELSON, M. Crimes by Visitors Versus Crimes by Residents: The Influence of Visitor Inflows. **Journal of Quantitative Criminology**, [s. l.], v. 34, n. 2, p. 465–480, 2018. Disponível em: <http://link.springer.com/10.1007/s10940-017-9341-1>.

BRANTINGHAM, P. J.; BRANTINGHAM, P. L. Environmental criminology: from theory to urban planning practice. **Studies on crime and crime prevention**, v. 7, n. 1, p. 31–60, 1998.

BRANTINGHAM, P. L.; BRANTINGHAM, P. J. Nodes, paths and edges: considerations on the complexity of crime and the physical environment. **Journal of Environmental Psychology**, v. 13, n. 1, p. 3–28, 1993.

BUFFAT, R. et al. GIS-based Decision Support System for Building Retrofit. **Energy Procedia**, v. 122, p. 403–408, 2017. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1876610217333416>. Acesso em: 1 jul. 2018.

CAMACHO-COLLADOS, M.; LIBERATORE, F. A Decision Support System for predictive police patrolling. **Decision Support Systems**, v. 75, p. 25–37, 2015. Disponível em: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0167923615000834>.

CHAKHAR, S.; SAAD, I. Dominance-based rough set approach for groups in multicriteria classification problems. **Decision Support Systems**, v. 54, n. 1, p. 372–380, 2012. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.dss.2012.05.050>.

CHANG, N.-B.; PARVATHINATHAN, G.; BREEDEN, J. B. Combining GIS with fuzzy multicriteria decision-making for landfill siting in a fast-growing urban region. **Journal of Environmental Managemen**, v. 87, n. 1, p. 139–153, 2008. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0301479707000230>. Acesso em: 1 jul. 2018.

CHEN, Y.; KILGOUR, D. M.; HIPEL, K. W. Screening in multiple criteria decision analysis. **Decision Support Systems**, v. 45, n. 2, p. 278–290, 2008.

CLIFF, A. D.; ORD, K. Spatial Autocorrelation: a review of existing and new measures with applications. **Economic Geography**, v. 46, p. 269–292, 1970. Disponível em: <https://www.jstor.org/stable/143144?origin=crossref>.

COHEN, L. ; FELSON, M. Social change and crime rate trends: A routine activity approach. **American Sociological Review**, v. 44, n. 4, p. 588–608, 1979. a.

COHEN, L. E.; FELSON, M. Social change and crime rate trends. **American Sociological Review**, v. 44, n. 4, p. 588–608, 1979. b.

COUTINHO-RODRIGUES, J.; SIMÃO, A.; ANTUNES, C. H. A GIS-based multicriteria spatial decision support system for planning urban infrastructures. **Decision Support Systems**, v. 51, n. 3, p. 720–726, 2011. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167923611000698>. Acesso em: 1 jul. 2018.

CUI, J.; FENG, L. Correlation Structure and Model Selection for Negative Binomial Distribution in GEE. **Communications in Statistics - Simulation and Computation**, v. 38, n. 1, p. 190–197, 2008. Disponível em: <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/03610910802446985>.

DARAGHMI, Y.-A.; YI, C.-W.; CHIANG, T.-C. Space-time multivariate negative binomial regression for urban short-term traffic volume prediction. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON ITS TELECOMMUNICATIONS, 12, 2012. **Anais [...]**. Taipei: IEEE, 2012.

DAVIES, T. P. et al. A mathematical model of the London riots and their policing. **Scientific Reports**, v. 3, n. 1, p. 1303, 2013. Disponível em: <http://www.nature.com/articles/srep01303>.

DE MELO, S. N. et al. Spatial/Temporal Variations of Crime: A Routine Activity Theory Perspective. **International Journal of Offender Therapy and Comparative Criminology**, v. 62, n. 7, p. 1967–1991, 2018. Disponível em: <http://journals.sagepub.com/doi/10.1177/0306624X17703654>.

DOUMPOS, M.; ZOPOUNIDIS, C. **Multicriteria Analysis in Finance**. Chania: Springer, 2014.

FIGUEIREDO, C. J. J. De; MOTA, C. M. de M. A Classification Model to Evaluate the Security Level in a City Based on GIS-MCDA. **Mathematical Problems in Engineering**, p. 1–10, 2016. Disponível em: <http://www.hindawi.com/journals/mpe/2016/3534824/>.

FISHER, W. H.; HARTWELL, S. W.; DENG, X. Managing Inflation. **Crime & Delinquency**, v. 63, n. 1, p. 77–87, 2017. Disponível em: <http://journals.sagepub.com/doi/10.1177/0011128716679796>.

GAULEZ, M. P.; MACIEL, V. F. Determinantes da criminalidade no estado de São Paulo: uma análise espacial de dados em cross-section. In: ENCONTRO NACIONAL DE

ECONOMIA [PROCEEDINGS OF THE 43RD BRAZILIAN ECONOMICS MEETING] 2016, **Anais** [...]. Florianópolis: ANPEC, 2015.

GIL, A. C. **Como elaborar projeto de pesquisa**. São Paulo: Atlas, 2002.

GRECO, S.; MATARAZZO, B.; SLOWINSKI, R. Rough sets methodology for sorting problems in presence of multiple attributes and criteria. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], v. 138, n. 2, p. 247–159, 2002.

GRECO, S.; MATARAZZO, B.; SLOWINSKI, R. Interactive Evolutionary Multiobjective Optimization using Dominance-based Rough Set Approach. In: IEEE CONGRESS ON EVOLUTIONARY COMPUTATION 2010, **Anais...** : IEEE, 2010. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/document/5585982/>.

GRECO, S.; MATARAZZO, B.; SLOWINSKI, R. Decision rule approach. In: **Multiple Criteria Decision analysis: state of art surveys**. New York: Springer, 2016.

GROFF, E. R.; JOHNSON, S. D.; THORNTON, A. State of the Art in Agent-Based Modeling of Urban Crime: An Overview. **Journal of Quantitative Criminology**, 2018. Disponível em: <http://link.springer.com/10.1007/s10940-018-9376-y>.

GURGEL, A. .; MOTA, C. M. M. Multicriteria prioritization model to support public safety planning. **Operational Research**, v. 33, n. 2, p. 251–267, 2013.

HACKING, I. Society prepares the crimes. In: **The Taming of Chance**. Cambridge: Cambridge University Press, 1990. a. p. 115–124.

HACKING, I. Regimental chests. In: **The Taming of Chance**. Cambridge: Cambridge University Press, 1990. b. p. 105–114.

HANLEY, Q. S. et al. Fluctuation Scaling, Taylor's Law, and Crime. **PLoS ONE**, v. 9, n. 10, p. e109004, 2014. Disponível em: <http://dx.plos.org/10.1371/journal.pone.0109004>.

HILBE, J. M. **Negative Binomial Regression**. Cambridge: Cambridge University Press, 2011. Disponível em: <http://ebooks.cambridge.org/ref/id/CBO9780511973420>.

IBGE. **Conteúdo do diretório**
ftp://ftp.ibge.gov.br/Censos/Censo_Demografico_2010/Sinopse/Agregados_por_Setores_

Censitários/. 2016. Disponível em: ftp://ftp.ibge.gov.br/Censos/Censo_Demografico_2010/Sinopse/Agregados_por_Setores_Censitarios/. Acesso em: 21 fev. 2018.

JAWORSKI, W. Rule Induction: combining Rough Set and Statistical Approaches. In: Rough set and current trends in computing. **Anais [...]**.Akron: Springer, 2008.

JOERIN, F.; THÉRIAULT, M.; MUSY, A. Using GIS and outranking multicriteria analysis for land-use suitability assessment. **International Journal of Geographical Information Science**, v. 15, n. 2, p. 153–174, 2001. Disponível em: <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/13658810051030487>.

JUSTUS, M.; KAHN, T.; KAWAMURA, H. Relationship between income and repeat criminal victimization in Brazil. **EconomiA**, v. 16, n. 3, p. 295–309, 2015. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1517758015000363>. Acesso em: 1 jul. 2018.

KEENEY, R. L. Decision Analysis: An Overview. **Operations Research**, [s. l.], v. 30, n. 5, p. 803–838, 1982. Disponível em: [http://links.jstor.org/sici?sici=0030-364X\(198209/10\)30:5%3C803:DAAO%3E2.0.CO2-Y](http://links.jstor.org/sici?sici=0030-364X(198209/10)30:5%3C803:DAAO%3E2.0.CO2-Y).

KÖKSALAN, M.; WALLENÍUS, J. Multiple Criteria Decision Making: Foundations and Some Approaches. In: **2012 Tutorials in Operations Research**. [s.l.] : INFORMS, 2012. p. 171–183.

KOLPAN, K. E.; WARREN, M. Utilizing Geographic Information Systems (GIS) to analyze geographic and demographic patterns related to forensic case recovery locations in Florida. **Forensic Science International**, [s. l.], v. 281, p. 67–74, 2017. Disponível em: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0379073817304152>.

KOOI, B. R. Assessing the correlation between bus stop densities and residential crime typologies. **Crime Prevention and Community Safety**, v. 15, n. 2, p. 81–105, 2013. Disponível em: <http://link.springer.com/10.1057/cpcs.2012.15>.

KOUNADI, O. et al. Population at risk: using areal interpolation and Twitter messages to create population models for burglaries and robberies. **Cartography and Geographic Information Science**, [s. l.], v. 45, n. 3, p. 205–220, 2018. Disponível em: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/15230406.2017.1304243>.

KRYSZKIEWICZ, M. Rules in incomplete information systems. **Information Sciences**, [s.

l.], v. 113, n. 3–4, p. 271–292, 1999. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0020025598100658>. Acesso em: 1 jul. 2018.

LARSON, R. C. What happened to patrol operations in Kansas city? a review of the Kansas city preventive patrol experiment. **Journal of Criminal Justice**, v. 3, p. 267–297, 1975.

LEVINE, N. Crime Mapping and the Crimestat Program. **Geographical Analysis**, [s. l.], v. 38, n. 1, p. 41–56, 2006. Disponível em: <http://doi.wiley.com/10.1111/j.0016-7363.2005.00673.x>.

LEVINE, N.; WACHS, M. Bus crime in Los Angeles: I - Measuring the incidence. **Transportation Research Part A: General**, v. 20, n. 4, p. 273–284, 1986.

LIGGETT, R.; LOUKAITOU-SIDERIS, A.; ISEKI, H. Bus Stop-Environment Connection: Do Characteristics of the Built Environment Correlate with Bus Stop Crime? **Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board**, v. 1760, p. 20–27, 2001. Disponível em: <http://trjournalonline.trb.org/doi/10.3141/1760-03>.

LIU, L. et al. Impact of public bus system on spatial burglary patterns in a Chinese urban context. **Applied Geography**, v. 89, p. 142–149, 2017. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0143622817303090>. Acesso em: 1 jul. 2018.

LONGSHORE, D.; TURNER, S. Self-control and criminal opportunity: cross-sectional test of the general theory of crime. **Criminal Justice and Behavior**, v. 25, n. 1, 1998.

LOUKAITOU-SIDERIS, A. Hot Spots of Bus Stop Crime: the importance of environmental attributes. **Journal of the American Planning Association**, v. 65, n. 4, p. 395–411, 1999. Disponível em: <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/01944369908976070>.

MA, Z.; LI, J.; MI, J. Some minimal axiom sets of rough sets. **Information Sciences**, [s. l.], v. 312, p. 40–54, 2015. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ins.2015.03.052>.

MALTZ, M. D. Chapter 7 Operations research in studying crime and justice: Its history and accomplishments. In: POLLOCK, S. M.; ROTHKOPF, M. H.; BARNETT, A. (Eds.). **Operations Research and the Public Sector**. [s.l.] : Elsevier Science, 1994. p. 201–262.

MARCH, J. G. Bounded rationality, ambiguity, and the engineering of choice. **The Bell**

Journal of Economics, v. 9, n. 2, p. 587–608, 1978.

MARCONI, M. de A.; LAKATOS, E. M. **Fundamentos de metodologia científica**. São paulo: Atlas, 2003.

MENDONÇA, M. J. C. De; LOUREIRO, P. R. A.; SACHSIDA, A. **CRIMINALIDADE E DESIGUALDADE SOCIAL NO BRASIL**. Rio de Janeiro, 2003.

MONTES, G. C.; LINS, G. O. Deterrence effects, socio-economic development, police revenge and homicides in Rio de Janeiro. **International Journal of Social Economics**, v. 45, n. 10, p. 1406–1423, 2018. Disponível em: <https://www.emeraldinsight.com/doi/10.1108/IJSE-09-2017-0379>.

MORAN, P. A. P. The Interpretation of Statistical Maps. **Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)**, v. 10, n. 2, p. 243–251, 1948. Disponível em: <http://www.jstor.org/stable/2983777>.

MORAN, P. A. P. Notes on Continuous Stochastic Phenomena. **Biometrika**, [s. l.], v. 37, n. 1/2, p. 17–23, 1950. Disponível em: <https://www.jstor.org/stable/2332142?origin=crossref>.

NATARAJAN, M. et al. Situational prevention and public transport crime in El Salvador. **Crime Science**, v. 4, n. 1, p. 29, 2015. Disponível em: <http://www.crimesciencejournal.com/content/4/1/29>.

NATIVIDADE-JESUS, E.; COUTINHO-RODRIGUES, J.; ANTUNES, C. H. A multicriteria decision support system for housing evaluation. **Decision Support Systems**, v. 43, n. 3, p. 779–790, 2007. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167923606002156>. Acesso em: 1 jul. 2018.

NEWTON, A. A study of bus route crime risk in urban areas: The changing environs of a bus journey. **Built Environment**, v. 34, n. 1, p. 88–103, 2008.

NEWTON, A. D. Crime on Public Transport: ‘Static’ and ‘Non-Static’ (Moving) Crime Events. **Western Criminology Review**, v. 5, n. 3, p. 25–42, 2004.

NEWTON, A. D.; PARTRIDGE, H.; GILL, A. Above and below: measuring crime risk in and around underground mass transit systems. **Crime Science**, v. 3, n. 1, 2014. Disponível em: <http://crimesciencejournal.springeropen.com/articles/10.1186/2193-7680-3-1>.

NEWTON, A. D.; PARTRIDGE, H.; GILL, A. Above and below: measuring crime risk in and around underground mass transit systems. **Crime Science**, v. 3, n. 1, 2014. b.

OSGOOD, D. W. Poisson-Based Regression Analysis of Aggregate Crime Rates. **Journal of Quantitative Criminology**, v. 16, n. 1, p. 21–43, 2000. Disponível em: <https://doi.org/10.1023/A:1007521427059>.

OSGOOD, D. W.; CHAMBERS, J. M. SOCIAL DISORGANIZATION OUTSIDE THE METROPOLIS: AN ANALYSIS OF RURAL YOUTH VIOLENCE*. **Criminology**, v. 38, n. 1, p. 81–116, 2000. Disponível em: <http://doi.wiley.com/10.1111/j.1745-9125.2000.tb00884.x>.

PAWLAK, Z. Rough set approach to knowledge-based decision support. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], v. 99, n. 1, p. 48–57, 1997. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221796003827>.

PAWLAK, Z. Rough sets: Some extensions. **Information Sciences**, v. 177, n. 1, p. 28–40, 2007. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0020025506001496>. Acesso em: 1 jul. 2018.

PAWLAK, Z.; SKOWRON, A. Rough sets: Some extensions. **Information Sciences**, v. 177, n. 1, p. 28–40, 2007.

PAWLAK, Z.; SLOWINSKI, R. Rough set approach to multi-attribute decision analysis. **European Journal of Operational Research**, v. 72, n. 3, p. 443–459, 1994.

PEREIRA, D. V. e S. **An anlysis of homicide in Recife, Brazil**. 2016. 165f. Tese (Doutorado) - Curso Engenharia de Produção, Engenharia de Produção, UFPE - Universidade Federal de Pernambuco, Recife , 2016.

PEREIRA, D. V. S.; MOTA, C. M. M.; ANDRESEN, M. A. Social Disorganization and Homicide in Recife, Brazil. **International Journal of Offender Therapy and Comparative Criminology**, v. 61, n. 14, p. 1570–1592, 2015. Disponível em: <http://journals.sagepub.com/doi/10.1177/0306624X15623282>.

PETERS, H. **Game Theory: a multi-leved approach**. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2008. Disponível em: <http://link.springer.com/10.1007/978-3-540-69291-1>.

PIZA, E. L. Transit stops, robbery, and routine activities: examining street robbery. In:

CRIME MAPPING 2003, **Anais...** [s.l.] : Springer, 2003. Disponível em: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.565.831&rep=rep1&type=pdf>.

POISTER, T. H. Transit-related crime in suburban areas. **Journal of Urban Affairs**, v. 18, n. 1, p. 63–75, 1996.

POLLOCK, S. M.; MALTZ, M. D. Chapter 1 Operations research in the public sector: An introduction and a brief history. In: POLLOCK, S. M; ROTHKOPF, M. H.; BARNETT, A. (Eds.). **Operations Research and the Public Sector**. [s.l]: Elsevier Science, 1994.

PURSHOUSE, R. C. et al. A Review of Hybrid Evolutionary Multiple Criteria Decision Making Methods. **IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC), Beijing, China**, p. 1147–1154, 2014.

QIAN, Y. et al. Local multigranulation decision-theoretic rough sets. **International Journal of Approximate Reasoning**, v. 82, p. 119–137, 2017. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijar.2016.12.008>.

QIN, X.; LIU, L. Evaluating the relationships of bus transit with street and off-street robberies. **The Professional Geographer**, v. 68, n. 2, p. 227–237, 2016. a.

QIN, X.; LIU, L. Evaluating the Relationships of Bus Transit with Street and Off-Street Robberies. **The Professional Geographer**, v. 68, n. 2, p. 227–237, 2016. b. Disponível em: <http://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/00330124.2015.1059400>.

RECIFE, G. **Anuários**. 2016. Disponível em: <http://www.granderecife.pe.gov.br/sitegrctm/transporte/dados-e-estatisticas/anuarios/>.

REMESH, K. M; LATHA, R. N.; NAIR, L. R. Rough set theory and three way decisions: Refinement of boundary region in the decision making process. In: (IEEE, Ed.)2016 INTERNATIONAL CONFERENCE ON INFORMATION SCIENCE (ICIS) 2016, **Anais...** : IEEE, 2016. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/document/7845318/>.

ROY, B. Main sources of inaccurate determination, uncertainty and imprecision in decision models. **Mathematical and Computer Modelling**, v. 12, n. 10–11, p. 1245–1254, 1989.

ROY, B.; VANDERPOOTEN, D. An overview on “The European school of MCDA: Emergence, basic features and current works”. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], v. 99, n. 1, p. 26–27, 1997. Disponível em:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0377221796003797>. Acesso em: 1 jul. 2018.

ROY, B.; VINCKE, P. Multicriteria analysis: survey and new directions. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], v. 8, n. 3, p. 207–218, 1981.

SAATY, T. L. How to make a decision: The analytic hierarchy process. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], v. 48, n. 1, p. 9–26, 1990. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/037722179090057I>. Acesso em: 1 jul. 2018.

SDS. **Indicadores criminais em Pernambuco**. 2018. Disponível em: <http://www.sds.pe.gov.br/>. Acesso em: 22 abr. 2018.

SHINNAR, S.; SHINNAR, R. The Effects of the Criminal Justice System on the Control of Crime: A Quantitative Approach. **Law & Society Review**, v. 9, n. 4, 1975. Disponível em: <https://www.jstor.org/stable/10.2307/3053340?origin=crossref>.

SLOWINSKI, R.; GRECO, S.; MATARAZZO, B. Axiomatization of utility, outranking and decision rule preference models for multiple-criteria classification problems under partial inconsistency with the dominance principle. **Control and Cybernetics**, v. 31, n. 4, p. 1005–1035, 2002.

SLOWINSKI, R.; GRECO, S.; MATARAZZO, B. Rough set and rule-based multicriteria decision aiding. **Pesquisa Operacional**, v. 32, n. 2, p. 213–270, 2012. Disponível em: http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0101-74382012000200001&lng=en&tlng=en.

STEEVES, G. M.; PETTERINI, F. C.; MOURA, G. V. The interiorization of Brazilian violence, policing, and economic growth. **EconomiA**, [s. l.], v. 16, n. 3, p. 359–375, 2015. Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1517758015000387>.

SZELAG, M.; GRECO, S.; SŁOWIŃSKI, R. Variable consistency dominance-based rough set approach to preference learning in multicriteria ranking. **Information Sciences**, v. 277, p. 525–552, 2014.

TURRIONE, J. B.; MELLO, C. H. P. **Metodologia de pesquisa em engenharia de produção**. Itajubá: UNIFEI, 2012.

VER HOEF, J. M.; BOVENG, P. L. QUASI-POISSON VS. NEGATIVE BINOMIAL REGRESSION: HOW SHOULD WE MODEL OVERDISPERSED COUNT DATA? **Ecology**, v. 88, n. 11, p. 2766–2772, 2007. Disponível em: <http://doi.wiley.com/10.1890/07-0043.1>

WALLENIOUS, J. et al. Multiple Criteria Decision Making, Multiattribute Utility Theory: Recent Accomplishments and What Lies Ahead. **Management Science**, v. 54, n. 7, p. 1336–1349, 2008.

WANG, C. Y. Topological characterizations of generalized fuzzy rough sets. **Fuzzy Sets and Systems**, v. 312, p. 109–125, 2017. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.fss.2016.02.005>.

WEISBURD, D.; GROFF, E. R.; YANG, S.-M. The Importance of Both Opportunity and Social Disorganization Theory in a Future Research Agenda to Advance Criminological Theory and Crime Prevention at Places. **Journal of Research in Crime and Delinquency**, v. 51, n. 4, p. 499–508, 2014. Disponível em: <http://journals.sagepub.com/doi/10.1177/0022427814530404>.

YARBROUGH, A. et al. Social Learning and Self-Control. **International Journal of Offender Therapy and Comparative Criminology**, v. 56, n. 2, p. 191–202, 2012. Disponível em: <http://journals.sagepub.com/doi/10.1177/0306624X10396041>.

YU, S. S. .; MAXFIELD, M. G. Ordinary business: impacts on commercial and residential burglary. **British Journal of Criminology**, v. 54, n. 2, p. 298–320, 2013.

YU, S. V. **Bus stops and crime: do bus stops increase opportunities in local neighborhoods?** 2009. New Jersey: Rutgers, The State University of New Jersey, 2009.

YU, S. -s. V.; MAXFIELD, M. G. Ordinary Business: Impacts on Commercial and Residential Burglary. **British Journal of Criminology**, v. 54, n. 2, p. 298–320, 2014. Disponível em: <https://academic.oup.com/bjc/article-lookup/doi/10.1093/bjc/azt064>.

ZHANG, Q.; ZHANG, Q.; WANG, G. The uncertainty of probabilistic rough sets in multi-granulation spaces. **International Journal of Approximate Reasoning**, v. 77, p. 38–54, 2016. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijar.2016.06.001>.