UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

MODELOS MULTICRITÉRIO PARA APOIAR DECISÕES NO CONTEXTO DA SEGURANÇA PÚBLICA

ANDRÉ MORAIS GURGEL

ORIENTADORA: Caroline Maria de Miranda Mota, DSc.

RECIFE, AGOSTO/2014

UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

MODELOS MULTICRITÉRIO PARA APOIAR DECISÕES NO CONTEXTO DA SEGURANÇA PÚBLICA

TESE SUBMETIDA À UFPE COMO PARTE DOS REQUISITOS PARA OBTENÇÃO DO TÍTULO DE DOUTOR EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

POR

ANDRÉ MORAIS GURGEL

ORIENTADORA: Caroline Maria de Miranda Mota, DSc.

RECIFE, AGOSTO/2014

Catalogação na fonte
Bibliotecária Valdicèa Alves, CRB-4 / 1260

G978m Gurgel, André Morais.
Modelos multicritério para apoiar decisões no contexto da segurança pública. / André Morais Gurgel. - Recife: O Autor, 2014.
118folhas, Il., Abr., e Tabs.

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

Tese (Doutorado) – Universidade Federal de Pernambuco. CTG. Programa de Pós-Graduação Engenharia de produção, 2014.
Inclui Referências e Apêndices.

1. Engenharia de produção. 2. Segurança pública. 3. Decisão multicrítérios . 4. Análise especial. 5. SIGs. I. Mota. Caroline Maria de Miranda (Orientadora). II. Título.

UFPE

658.5CDD (22. ed.) BCTG/2014-333

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

PARECER DA COMISSÃO EXAMINADORA
DE DEFESA DE TESE DE DOUTORADO DE

ANDRÉ MORAIS GURGEL

"MODELOS MULTICRITÉRIO PARA APOIAR DECISÕES NO CONTEXTO DA SEGURANÇA PÚBLICA"

ÁREA DE CONCENTRAÇÃO: PESQUISA OPERACIONAL

A comissão examinadora composta pelos professores abaixo, sob a presidência do primeiro, considera o candidato ANDRÉ MORAIS GURGEL **APROVADO.**

Recife, 28 de Agosto de 2014.

_____
Prof. CAROLINE MARIA DE MIRANDA MOTA, DSc (UFPE)

_____
Prof. ADIEL TEIXEIRA DE ALMEIDA FILHO, DSc (UFPE)

_____
Prof. CRISTIANO ALEXANDRE VIRGINIO CAVALCANTE, DSc (UFPE)

_____
Prof. ANNIBAL PARRACHO SANT´ANNA, PhD (UFF)

_____
Prof. MANOEL AFONSO DE CARVALHO JÚNIOR, PhD (UFPE)

"A minha esposa e aos meus pais."

AGRADECIMENTOS

À minha esposa, Iris Pimenta, por todo apoio e compreensão durante esse processo. Só ela sabe o quanto foi difícil este processo de finalização da tese junto a inúmeros projetos paralelos e o quanto eu tive que me desdobrar o que muitas vezes provocou períodos enormes de reclusão.

Agradeço aos meus pais, Eudes Gurgel e Denise Morais, por todo incentivo incondicional que deram aos meus estudos. Para meus pais o estudo sempre foi prioridade e sem este suporte não conseguiria ter chegado tão longe.

Ao meu colega de apartamento, Werner Soares, que sempre me ajudou quando precisei. Inclusive me poupou tempo com os templates do LATEX utilizados nesta tese. Ao meu amigo Rodrigo Lopes e sua mulher Ana Paula por sempre me acolherem em sua casa todas as vezes que precisei e sempre me ajudarem em tudo que precisei.

Ao Professor Dario e o Professor Rodrigo Ferreira que me incentivaram a trilhar o caminho acadêmico e me deram subsídios para que eu conseguisse avançar e amadurecer mais rápido nesta carreira profissional.

A todos os alunos do PPGEP/UFPE que foram meus colegas de turma, tanto os do mestrado, como os do doutorado.

Gostaria de agradecer principalmente a professora Caroline Mota que me orientou e sempre me ajudou e me incentivou a seguir os caminhos trilhados durante o doutorado. Espero que continuemos nossos caminhos de pesquisa e possamos estreitar ainda mais nossos laços acadêmicos.

Gostaria de agradecer aos membros da banca por se disponibilizarem em participar desta banca e pelas recomendações feitas que ajudam ainda mais em sua melhoria.

Também gostaria de agradecer à FACEPE e ao CNPq pelo suporte durantes esses anos de doutorado. Acredito que o futuro do Brasil depende muito desse tipo de iniciativa e pretendo retribuir à população de maneira ética, honesta e justa.

Obrigado a todos os que acreditaram em mim,

André Morais Gurgel

RESUMO

A segurança se torna um dos serviços públicos prioritários no contexto brasileiro, já que possui um impacto considerável na percepção de qualidade de vida da população. A tomada de decisão neste contexto é baseada, na maioria das vezes, no conhecimento intuitivo do decisor. Com isto, é importante o desenvolvimento de modelos de apoio à decisão que possam suportar o decisor e trazer diferenciais buscando a melhoria da gestão na segurança pública. Foram desenvolvidos quatro modelos multicritério no intuito de classificar regiões da Cidade do Recife possibilitando assim uma decisão mais condizente a realidade, tal como alocação de recursos e o desenvolvimento de políticas públicas. Os dois primeiros modelos foram desenvolvidos no contexto compensatório utilizando-se do método SMARTS/SMARTER sendo um sem e o outro com ajuste espacial aplicando o diagrama de espalhamento de Moran. O terceiro e o quarto modelo seguem este mesmo padrão aplicando o modelo de sobreclassificação ELECTRE TRI-B. Em situações de inexistência de influência espacial utiliza-se modelos sem ajuste espacial. Nos outros casos em que se verifica influência espacial utiliza-se de modelos com ajuste espacial. Para isto, aplicou-se os quatro modelos desenvolvidos na Cidade do Recife buscando assim demonstrar sua aplicabilidade ao contexto da segurança pública.

Palavras Chaves: segurança pública. decisão multicritério. análise espacial. SIGs

ABSTRACT

Public security is becoming one of the most important public services in Brazil as it has a major impact on the perception of quality of life for the population. In this context, decision making is, most of the time based, on the intuitive knowledge of the decision maker. Because of this, it is important to develop the decision making models that can support the decision maker to enhance public security management. Four multicriteria analysis models have been developed to categorize regions of the city of Recife, allowing decisions like resources allocation and the development of public policy to be more aligned with reality. The first two models were developed using the SMARTER method, but only one of them considers spatial statistics and uses Moran's Scatterplot to do so. The third and fourth models follow the same pattern using the ELECTRE TRI-B method. Through the analysis, these models have been verified to bring interesting results that are applicable to the public security context, but should be used in different situations because spatial statistics don't matter in some cities. Recife has a strong spatial statistics influence and this allows the application of a model that considers them.

Keywords: Public Security. Multicriteria decision making. Spatial Analysis. Geographical Information Systems.

Lista de Figuras

1.1 Fluxograma metodológico para aplicação dos modelos desenvolvidos 4

2.1 Modelo de input-output para ocorrências criminais 14
2.2 Difusão da criminalidade concentrada para vários pontos dentro de uma região 15
2.3 Escala de análise de políticas de segurança baseadas no quociente de deslocamento ponderado 15
2.4 Modelo esquemático para aplicação de um modelo multicritério 23
2.5 Funções utilidade unidimensionais utilizadas no modelo SMARTS 29

3.1 Fluxograma esquemático dos modelos multicritério compensatórios 37
3.2 Fluxograma esquemático do modelo multicritério compensatório baseado no método SMARTS sem ajuste espacial 39
3.3 Comparação entre o modelo do grau de ocorrências policiais e multicritério priorização da zona de A1 a A31 43
3.4 Comparação entre o modelo do grau de ocorrências policiais e multicritério priorização da zona A32 a A62 44
3.5 procedimento para a geração do vetor de constantes de escala 44
3.6 Framework de aplicação do modelo compensatório com correção espacial . 48
3.7 Mapa esquemático para demonstrar a influência espacial 51
3.8 Estrutura hierárquica do modelo de classificação aditivo com correção espacial 52
3.9 Mapa representativo do critério de crescimento populacional utilizando a classificação por "quebras naturais" (Jenks) e quantílica 54

3.10 Mapa representativo do critério de densidade demográfica utilizando a classificação por "quebras naturais" (Jenks) e quantílica 55
3.11 Mapa representativo do número de pessoas que vivem em uma mesma casa utilizando a classificação por "quebras naturais" (Jenks) e quantílica 56
3.12 Mapa representativo da renda utilizando a classificação por "quebras naturais" (Jenks) e quantílica 57
3.13 Mapa representativo da taxa de alfabetização utilizando a classificação por "quebras naturais" (Jenks) e quantílica 58
3.14 Mapa representativo dos resultados do modelo compensatório utilizando-se de correção espacial 61
3.15 Mapa comparativos entre os resultados do modelo compensatório com correção espacial e o modelo de quantílico 63
3.16 Mapa comparativos entre os resultados do modelo compensatório com correção espacial e o modelo de "quebras naturais" 64
3.17 Mapa comparativos entre os resultados do modelo compensatório com correção espacial e o modelo estatístico de agrupamento espacial 66
3.18 Mapa comparativos entre os resultados do modelo compensatório com correção espacial e o modelo estatístico *k-means* 67

4.1 Framework do Modelo não-compensatório sem correção espacial 72
4.2 mapa do modelo monocritério baseado no volume de crime relatado 75
4.3 mapa comparativo entre o $\lambda = 0,60$ e o modelo monocritério baseado no volume de crime relatado 79
4.4 mapa comparativo entre o $\lambda = 0,65$ e o modelo monocritério baseado no volume de crime relatado 80
4.5 mapa comparativo entre o $\lambda = 0,70$ e o modelo monocritério baseado no volume de crime relatado 81
4.6 Índice de Validade para as alternativas A1 até A31 83
4.7 Índice de Validade para as alternativas A32 até A62 83

4.8 Fluxograma esquemático da aplicação da metodologia não compensatória com ajuste espacial 86
4.9 Estrutura hierárquica dos critérios para o modelo não compensatório com ajuste espacial 91
4.10 Categorização monocritério baseada no diagrama de espalhamento de Moran 92
4.11 Resultados do modelo não compensatório com correção espacial 93
4.12 Comparação entre o modelo multicritério e os resultados baseados na classificação Jenks e quantílica 95
4.13 Mapa comparativo entre os resultados do modelo aditivo e de sobreclassificação com ajuste espacial 98

Lista de Tabelas

2.1 Descrição de fatores demográficos que podem influenciar nas taxas de criminalidade 11

2.2 Descrição de fatores sociais que podem influenciar nas taxas de criminalidade 12

2.3 Exemplificação de decisões que podem ser tomadas na segurança pública . 14

3.1 Sumário dos critérios elencados para o modelo aditivo sem ajuste espacial . 41

3.2 Estrutura de preferências do decisor para o modelo aditivo sem ajuste espacial 42

3.3 Constantes de escala baseadas no SMARTER para o modelo aditivos sem ajuste espacial 43

3.4 Indicadores de Análise de Sensibilidade 46

3.5 Índice de Moran (I) para cada critério no modelo compensatório com ajuste espacial 59

3.6 Estrutura de preferências do decisor para o modelo compensatório com correção espacial 60

3.7 Constantes de escala baseadas no SMARTER para o modelo compensatório com correção espacial 60

4.1 Caracterização dos critérios do modelo não compensatório sem correção espacial 71

4.2 Caracterização dos critérios do modelo não compensatório sem correção espacial 75

4.3 Vetor Peso Referencial elicitado pelo decisor 76

4.4 Limiares de preferência e indiferença 77

4.5 Variação da alocação das alternativas com relação ao λ utilizado 77
4.6 Indicadores de robustez para o modelo não compensatório sem correção espacial 82
4.7 Índice de Moran calculado para cada critério para o modelo não compensatório com correção espacial 91

A.1 Dados dos modelos sem ajustes espaciais 115
A.2 Dados dos modelos com ajustes espaciais 117
A.3 Dados dos modelos com ajustes espaciais 118

Lista de Abreviaturas

SIGs - Sistemas de Informações Geográficas

GIS - *Geographic Information Systems*

SDS - Secretaria de Defesa Social de Pernambuco

MJ - Ministério da Justiça

Sumário

1 INTRODUÇÃO **1**

1.1 Relevância do Estudo 2

1.2 Objetivos Geral e Específicos 3

1.2.1 Objetivo Geral 3

1.2.2 Objetivos Específicos 3

1.3 Metodologia Empregada 3

1.4 Principais Contribuições do Trabalho 5

1.5 Estrutura da Tese 6

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA **8**

2.1 Segurança Pública 8

2.1.1 Tomada de decisão no contexto da Segurança Pública 13

2.2 Análise Espacial 19

2.2.1 Análise de dados poligonais baseados no Índice de Moran 20

2.3 Decisão Multicritério 22

2.3.1 ELECTRE-TRI 26

2.3.2 SMARTER 28

2.4 Sistemas de informações geográficas (SIGs) 30

2.4.1 Sistemas de informações geográficas (SIGs) aplicada ao contexto da segurança pública 30

2.4.2 Sistemas de informações geográficas (SIGs) integrados a modelos multicritério . . . 33
2.5 Considerações Finais do Capítulo . . . 34

3 MODELOS MULTICRITÉRIO ADITIVOS 36

3.1 Modelo multicritério compensatório para apoiar o planejamento da segurança pública baseado no método SMARTER . . . 37
3.1.1 Formalização da proposta para o modelo compensatório sem o ajuste espacial . . . 38
3.1.2 Comentários finais do modelo . . . 46
3.2 Modelo para apoiar o planejamento da segurança pública integrando método multicritério aditivo e análise espacial . . . 47
3.2.1 Formalização da Proposta . . . 47
3.2.2 Aplicação Numérica . . . 51
3.2.3 Comparação da metodologia multicritério e de análise estatística de grupamentos . . . 65
3.2.4 Considerações Finais do Modelo Compensatório com Ajuste Espacial 68

4 MODELOS MULTICRITÉRIO DE SOBRECLASSIFICAÇÃO 69

4.1 Modelo ELECTRE TRI combinado a um Sistemas de Informações Geográficas (SIG) . . . 70
4.1.1 Formalização da proposta do modelo não compensatório sem correção espacial . . . 70
4.1.2 Análise dos Indicadores . . . 72
4.1.3 Aplicação do modelo não-compensatório sem correção espacial . . . 74
4.1.4 Considerações finais do modelo não compensatório sem correção espacial . . . 83
4.2 Metodologia multicritério não compensatória com correção espacial: uma proposta integrada para apoiar o planejamento estratégico da segurança pública . . . 84

4.2.1 Modelo multicritério não compensatório com ajustes espaciais . . . 85
4.2.1.1 Conceitos: definições e notações 87
4.2.1.2 Desenvolvimento do modelo multicritério com ajustes espaciais 87
4.2.2 Aplicação da metodologia não compensatória com correção espacial 90
4.2.3 Discussão e análise dos resultados do modelo não compensatório com correção espacial 93
4.2.4 Considerações finais do modelo não compensatório com correção espacial 96
4.2.5 Comparações dos resultados do modelo com ajuste espacial aditivo e de sobreclassificação 96

5 CONCLUSÕES E SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS 99

5.1 Conclusões 99
5.2 Limitações 100
5.3 Sugestões para Trabalhos Futuros 100

Referências Bibliográficas 102

1 INTRODUÇÃO

A violência acontece quando se utiliza da força física, do poder real ou potencial contra si próprio, contra outras pessoas ou contra um grupo ou uma comunidade que resulte ou tenha grande possibilidade de resultar em lesão, morte, dano psicológico, deficiência de desenvolvimento ou privação (Krug *et al.* , 2002). Este conceito engloba tanto aspectos físicos quanto psicológicos podendo assim gerar problemas não sanáveis, tais como fobias sociais, deficiências, dentre outros que devem ser evitados sempre quando possível.

A percepção de insegurança e aumento da violência no cenário brasileiro é crescente e há uma dificuldade dos gestores brasileiros em desenvolverem políticas de redução dos índices de criminalidade. As taxas de homicídio no Brasil, segundo o Mapa da Violência (2013), são de 27,1 pessoas/100 mil habitantes. Enquanto isto de acordo com Krug *et al.* (2002) em países com conflitos bélicos internos possuem taxas menores, tais como Sri Lanka (10,8 pessoas/100.000 habitantes), Somália (24,4 pessoas/100.000 habitantes) e Israel (8,3 pessoas/100.000 habitantes).

Além de uma taxa de homicídios elevadas há uma desproporcionalidade entre as taxas de criminalidade dentro de uma mesma região. Segundo a Secretaria de Defesa Social de Pernambuco (SDS) em 2010 no Recife o bairro de Afogados teve 15 homicídios enquanto o Bairro de Boa Vista registrou 29 homicídios e em Brasília Teimosa ocorreram 7 homicídios neste mesmo ano.

Por isto, é importante o desenvolvimento de mecanismos de repressão combinados a políticas públicas de longo prazo e a modernização da gestão da segurança pública brasileira na busca da redução da criminalidade buscando assim uma adaptabilidade ao contexto de melhoria dos serviços públicos exigidos pela sociedade atual. Para isto, é necessário que a alocação de recursos e o desenvolvimento de políticas públicas neste contexto sejam adequados para a realidade local.

Com isto, é necessário o desenvolvimento de modelos que possam suportar decisões na segurança pública buscando assim uma gestão que traga um balizamento adequado entre a escassez de recursos e a necessidade da redução da violência e da criminalidade.

1.1 Relevância do Estudo

A sociedade brasileira vem exigindo de maneira mais intensa uma melhoria na aplicação de recursos e dos serviços públicos desenvolvidos tanto nas esferas federais, estaduais e municipais.

Há uma grande dificuldade dos gestores na forma de aplicar e gerir estes recursos. Conforme dados do Ministério da Justiça (MJ) no relatório DEPEN(2013) existe um elevado número de devoluções de recursos pela não aplicabilidade ou irregularidades na gestão destes projetos. O Estado do Pernambuco devolveu R$ 33 milhões e meio de reais e o Estado do Rio Grande do Norte devolveu entre os períodos de 2011 a 2013, segundo o mesmo relatório, um montante de R$ 12,08 milhões por incapacidade de gerir e criar projetos sustentáveis para a segurança pública.

Além disto, conforme dados do Inqueritômetro do Conselho Nacional do Ministério Público (CNMP) apenas 8% dos casos de homicídio ocorridos até 2007 conseguiram uma resolução no Brasil até o ano de 2011. Esta baixa taxa pode ocorrer devido a falta de um policiamento ostensivo e de mecanismos investigativos adequados, dentre outros fatores econômicos, sociais e gerenciais.

A relevância deste estudo no contexto criminológico decorre da escassez de recursos e da má gestão dos recursos públicos que inviabiliza uma aplicação uniforme dos investimentos em todas as regiões. Com isto, a segmentação/priorização de políticas públicas em determinadas zonas em detrimento de outras pode permitir um tratamento mais equânime objetivando assim uma redução da criminalidade.

É neste contexto que emerge o desenvolvimento de modelos que permitam esta segmentação/priorização. É mister destacar que estes modelos podem considerar ou não as influências espaciais da vizinhança as quais as regiões/zonas estão inseridas.

A questão da espacialidade decorrerá das características da região analisada, visto que em alguns locais a influência de uma região em relação pode ser nula enquanto em outros locais esta relação é alta. Neste caso é necessária a aplicação de um ajuste no modelo para que se consiga captar esta influência.

1.2 Objetivos Geral e Específicos

1.2.1 Objetivo Geral

O objetivo geral deste trabalho é desenvolver modelos multicritério para apoiar decisões para o desenvolvimento de políticas e alocação de recursos na segurança pública.

1.2.2 Objetivos Específicos

Para atingir o objetivo geral fez-se necessário considerar objetivos específicos, a saber:

- Analisar as diferentes formas de agregação de critérios espaciais para dados poligonais;
- Desenvolver uma metodologia de integração entre os conceitos da estatística espacial e da decisão multicritério para modelos de sobreclassificação e aditivo;
- Analisar os impactos da utilização dos modelos de acordo com as características da região;
- Desenvolver novos indicadores e técnicas para análise de robustez no contexto multicritério;

1.3 Metodologia Empregada

O trabalho em questão trata-se de uma pesquisa que se baseia na coleta de dados secundários, tais como índices socioeconômicos e demográficos para a proposição de modelos multicritério de apoio a decisão. Com isto, foram coletados dados também da estrutura de preferências dos decisores e do conhecimento de especialistas que possibilitaram o desenvolvimento de quatro modelos de decisão multicritério.

É importante perceber que um modelo de decisão é uma representação simplificada da um problema real com suporte de um método multicritério de apoio a decisão (MCDA)

e que busca, neste trabalho, suportar o gestor de segurança pública na alocação de recursos e/ou desenvolvimento de políticas públicas (Almeida, 2013). Para isto, a construção dos modelos se basearam nas cinco fases de Ackoff & Sasieni (1968) para modelagem de problemas de pesquisa operacional: formulação de problema, construção de modelos, obtenção de solução, teste do modelo e avaliação da solução.

A metodologia utilizada no desenvolvimento dos modelos parte de duas raízes embrionárias: perfil do problema (características do decisor, objetivos, critérios, espaço de ações e fatores não controlados) e a característica da região, conforme apresentado na Fig. 1.1.

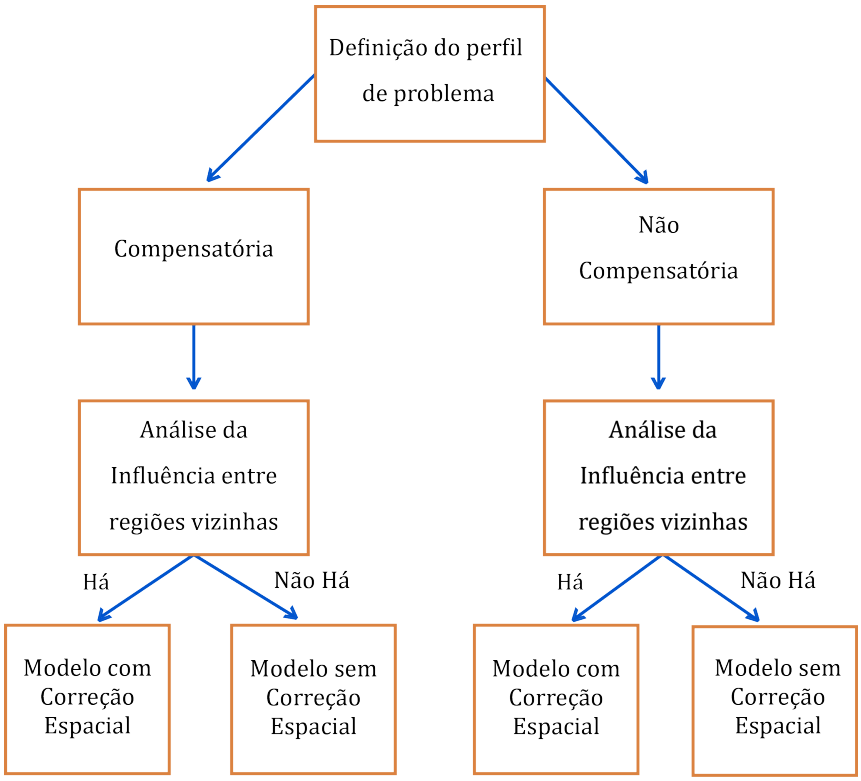

Figura 1.1: Fluxograma metodológico para aplicação dos modelos desenvolvidos

Fonte: elaborado pela pesquisa

Estas raízes permitem a definição de um modelo mais adequado a realidade da região. A partir da análise do perfil do problema tem-se condições de definir a questão da compensatoriedade ou não compensatoriedade. Caso os critérios para esta região não possuam indícios de influência espacial aplica-se o modelo multicritério sem ajustes espaciais. Caso existam indícios desta espacialidade então aplica-se uma análise espacial de

áreas denominada de Índice de Moran e posteriormente os modelos multicritérios aditivos e de sobreclassificação.

Do ponto de vista gerencial é importante perceber que cada modelo se adequa a uma situação específica, já que existem regiões em que a vizinhança não possui um influência tão significativa, como por exemplo a Cidade do Natal, o que inviabiliza a aplicação de um modelo com correção espacial.

Enquanto isto há cidades como Recife em que a influência da vizinhança é muito forte e há uma necessidade da utilização de um ajuste espacial na tomada de decisão, já que conforme exposto na Seção 2.1.1, pode ocorrer um acréscimo ou decréscimo da criminalidade nas regiões próximas pela aplicação de uma política pública diferenciada em uma dada porção deste local.

1.4 Principais Contribuições do Trabalho

As principais contribuições deste trabalho são relacionados a duas questões: uma delas a temática abordada, ou seja, a segurança pública; a outra relacionada a questão metodológica pela integração de metodologias de análise estatística espacial a análise multicritério.

Com relação a temática da segurança pública verificam-se normalmente trabalhos em que se busca a explicação de um determinado fenômeno a partir de uma modelagem estatística, tal como os trabalhos de Andresen (2011) que busca estimar a probabilidade de um crime em determinada localidade a partir de dados passados. Blumstein *et al.* (2010) analisou o risco de sequestro individual a partir de determinadas características da vítima. Gorman *et al.* (2001) correlacionou a dinâmica espacial de bares e a estrutura da vizinhança com a ocorrência de crimes violentos. O trabalho de Andresen & Malleson (2010) em que se busca um padrão de estabilidade da criminalidade a partir de determinados cenários anteriores.

Esta visão é importante dado que suporta o decisor a entender e prever determinado fenômeno a partir de dados históricos. Contudo, o ponto de vista estatístico tem como característica a utilização de n fatores na explicação de um determinada questão. Esta

visão é importante principalmente na predição de determinadas situações, mas pode ser inadequado aos contextos de tomada de decisão, visto que não permite a utilização da estrutura de preferências do decisor.

Com isto, dentro do contexto de tomada de decisão multicritério se integra os dados/critérios com a estrutura de preferências do decisor formando assim um vetor $G = (V, E)$ em que G é a ação a ser tomada para determinada alternativa e esta é influenciada pelos critérios elencados V e pela estrutura de preferências do decisor E. Contudo, poucos trabalhos enfocam a questão da segurança pública, tal como o trabalho de Gurgel & Mota (2013).

É mister destacar que tanto os modelos estatísticos quanto os multicritério são importantes neste contexto e devem ser utilizados na busca da melhoria da segurança pública. O primeiro tem como principal importância a previsão de fenômenos futuros enquanto o segundo torna-se importante na tomada de decisão adequada ao contexto da região e dos tomadores de decisão.

A segunda vertente analisada decorre da integração entre os modelos multicritério com a análise espacial. Há uma quantidade considerável de trabalhos que utilizam-se de modelos multicritério em contextos espaciais, mas há uma lacuna na questão da consideração da autocorrelação espacial quando se trabalha com dados poligonais. Normalmente o que se verifica são trabalhos em que aplica-se a modelagem multicritério integrado a sistemas de informações geográficas apenas para melhoria na visualização dos fenômenos.

Com isto, ao se integrar a análise espacial para dados poligonais denominada de Índice de Moran à metodologia multicritério levanta-se uma alternativa de integração que possibilita um ajuste nos dados e nos resultados considerando a influência entre as regiões vizinhas.

1.5 Estrutura da Tese

Este trabalho foi estruturado em cinco capítulos, incluindo esta introdução, a saber:

- O Capítulo 2 apresenta uma base conceitual e referencial acerca da decisão multicritério, da segurança pública e da análise espacial. Com isto, forma-se a base para

o entendimento do contexto da tomada de decisão na segurança pública;

- No Capítulo 3 desenvolvem-se os modelos aditivos em que se tem um modelo aditivo convencional baseado no método SMARTS e um modelo que integra a análise espacial e o método SMARTS/SMARTER;

- No Capítulo 4 relatam-se os modelos de sobreclassificação baseados no ELECTRE TRI-B. O primeiro categoriza as regiões em cinco perfis ou categorias. O segundo desenvolve uma integração entre o modelo ELECTRE TRI-B e a análise espacial na busca de regiões mais contíguas e que permitam a consideração da influência espacial no modelo.

- O quinto e último capítulo trata das considerações finais apresentando as conclusões do trabalho, as limitações e as recomendações para trabalhos futuros.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Este tópico tem como intuito construir uma estrutura conceitual e referencial que suporte o entendimento acerca do tema de tomada de decisão no contexto criminológico. Neste contexto foram abordados os principais conceitos acerca da decisão multicritério, segurança pública, análise espacial e de sistemas de informações geográficas.

Na Seção 2.1 descrevem-se sucintamente as teorias criminológicas enfocando na escola positivista, especificamente na subárea da "Escolha, Oportunidade e Crime" em que se enquadram as teorias das janelas quebradas, atividade de rotina, prevenção situacional do crime, detenção e escolha racional (Cullen & Agnew, 2011). Além disto, desenvolve-se um referencial sobre tomada de decisão no contexto da segurança pública.

O tópico de análise espacial, Seção 2.2, conceitua a área, levanta os principais pressupostos e define os principais modelos para cada tipo de dado: eventos pontuais, superfícies, geoestatística indicadora e análise de áreas.

Na Seção 2.3 são destacados os principais conceitos de decisão multicritério e são descritos os modelos utilizados no trabalho (ELECTRE TRI-B e SMARTS/SMARTER).

Por fim, a Seção 2.4 trata da relação entre os sistemas de informações geográficas integradas ao contexto criminológico e ao contexto multicritério.

2.1 Segurança Pública

A violência, termo de origem latina vem da palavra *vis*, que quer dizer força e se refere às noções de constrangimento e de uso da superioridade física sobre o outro. No seu sentido material, o termo parece neutro, mas quem analisa os eventos violentos descobre que eles se referem a conflitos de autoridade, a lutas pelo poder e a vontade de domínio, de posse e de aniquilamento do outro ou de seus bens. Suas manifestações são aprovadas ou desaprovadas, lícitas ou ilícitas segundo normas sociais mantidas por usos e costumes ou por aparatos legais da sociedade (Minayo, 2006).

Minayo (2006) retrata que a violência é inerente ao homem e que devem existir mecanismos de coerção para evitar que sentimentos deste tipo aflorem no ser humano. O

ponto de vista jurídico corrobora com esta visão reforçando que a sociedade contemporânea é criminógena em sua própria natureza, pois o homem, quando os meios facilitam, tende a delinquir.

Por isso, o forte combate ao crime e de políticas públicas como trazer melhorias em longo prazo na renda e na educação e na redução do desemprego são requisitos para a redução da violência urbana. No entanto existe uma escassez de recursos que impede a aplicação simultânea de tais ações nas mesmas proporções em todas as áreas de uma determinada região.

Neste contexto tem-se a criminologia como um campo de estudo que analisa os criminosos, suas ações (crimes), e a resposta da sociedade a essas ações (sistema de justiça criminal/judiciário). Este campo é complexo e diverso de outras áreas, tais como a biologia evolucionista e a economia que possuem modelos norteadores de suas pesquisas (Williams & McShane, 2014; Blumstein & Nakamura, 2009; Siegel, 2011).

A teoria criminológica é importante para que se entenda, analise e critique a maneira pela qual a criminalidade foi compreendida durante a história. Com isto, para se conseguir entendê-la deve se considerar um contexto social e em um procedimento científico que não leve em consideração juízos de valor ou crendices populares.

Este campo é estruturado e classificado em escolas de pensamento: "homem" criminoso, criminologia americana, refundação/criminologia crítica e crime como um conjunção entre escolha e oportunidade. Esta não concordância entre as escolas e a não definição absoluta do porquê da ocorrência de um crime traz a pluralidade desta área, já que a ocorrência deste fenômeno ocorre de maneira multifacetada e é potencialmente formado por uma gama de fatores entrelaçados e integrados ao contexto social dos entes envolvidos (Cullen & Agnew, 2011).

Com isto, a conceituação de crime deve ser embasada em uma ou mais teorias criminológicas. Esta definição permitirá o norteamento e o encadeamento necessário a resolução dos problemas levantados na área de segurança pública. De acordo com estudos da criminologia há muitas variáveis que podem ser usadas para procurar entender a violência ou a criminalidade (Comanor & Phillips, 2002; Entorf & Spengler, 2000; Williams & McShane, 2014). Com isto, Lochner & Moretti (2004) e Coulton & Pandey (1992) classificaram

essas variáveis em dois subconjuntos: fatores socioeconômicos e demográficos.

Cohen & Felson (1979), Kennedy & Forde (1990) e Tseloni *et al.* (2004) discutiram as características socioeconômicas e demográficas relacionadas com a renda da população, tais como o crescimento da população, o percentual da população vivendo em condições desfavoráveis, os índices de desigualdade e de concentração de renda. Além disso, Tseloni *et al.* (2004) observou uma correlação entre a densidade populacional e o aumento do nível de criminalidade.

Buonanno & Leonida (2006) e Newman (1973) procuraram demonstrar que a criminalidade e educação são negativamente correlacionados. Comanor & Phillips (2002) afirmou que há uma associação entre a renda ou estrutura familiar e delinquência. Kelly (2000) mostrou que a desigualdade e o crime são correlacionadas, enquanto Lin (2008) desenvolveu um modelo estatístico para descrever a relação entre desemprego e crimes contra a propriedade . As Tabelas 2.1 e 2.2 resumem estes fatores e elencam trabalhos que os analisaram.

É importante perceber que a combinação destes fatores em um determinado local pode aumentar o risco do aumento da criminalidade, ou seja, cria as condições propícias para o acréscimo das taxas de ocorrências, mas não implica que pessoas em condições de desamparo social são mais propensas a cometerem delitos.

Tabela 2.1: Descrição de fatores demográficos que podem influenciar nas taxas de criminalidade

Fatores	**Descrição**	**Autores**
Características da População	Alguns estudos mostraram que as características dos moradores, tais como altas taxas de natalidade por família têm uma correlação com o nível de violência. Além disso, há uma alta probabilidade de crescimento da criminalidade em áreas densamente povoadas e com a infraestrutura deficitária.	Stucky & Ottensmann (2009); Watts (1931); Andresen & Malleson (2010); Buonanno & Montolio (2008); Entorf & Spengler (2000); Haddad & Moghadam (2010).
Uso da terra & padrão de distribuição	Pessoas que vivem em habitação inadequada e em locais onde há pouca ou nenhuma infraestrutura são mais propensos a cometer crimes do que aqueles que vivem em moradias e lugares onde a infraestrutura é boa. Além disso, o traçado urbano ou o uso da terra podem trazer uma maior probabilidade a alguns tipos de crime como roubos.	Haddad & Moghadam (2010); Kinney *et al.* (1994).

Fonte: elaborado pela pesquisa

Tabela 2.2: Descrição de fatores sociais que podem influenciar nas taxas de criminalidade

Fatores	**Descrição**	**Autores**
Nível Educacional	Alguns autores afirmam que o nível de educação é um aspecto social importante que pode explicar certos tipos de crime e suas taxas de criminalidade	Haddad & Moghadam (2010); Fajnzylber *et al.* (2002); Buonanno & Leonida (2009); Lochner & Moretti (2004).
Densidade de pontos de venda de álcool	Alguns trabalhos afirmam que a densidade de pontos de venda de álcool é um fator-chave que explica taxa de criminalidade	Zhu *et al.* (2004); Gruenewald *et al.* (2006); Gorman *et al.* (2001).
Desemprego	Alguns estudos sugerem que locais com altas taxas de desemprego são propensas a um crescimento da criminalidade	Saridakis & Spengler (2012); Lin (2008); Entorf & Spengler (2000); Haddad & Moghadam (2010).
Renda	O nível de renda é um elemento social importante, dado que regiões com maior renda normalmente possuem taxas de criminalidade menores que regiões com baixo nível de renda	Comanor & Phillips (2002); Kelly (2000); Blau & Blau (1982); Entorf & Spengler (2000); Haddad & Moghadam (2010); Sachsida *et al.* (2007).

Fonte: elaborado pela pesquisa

Há uma vertente da escola criminológica da "escolha do crime e oportunidade" denominada de criminologia ambiental. Esta subárea baseia-se no contexto em que o local de ocorrência de um crime tem influência do espaço ao qual o mesmo foi cometido (Paynich & Hill, 2009). Por exemplo, sequestros devem ocorrer mais em regiões com predominância de pessoas de classes mais abastadas. A base do desenvolvimento dos modelos se baseiam nesta premissa, ou seja, o "lugar geográfico" e que esta influência espacial deve ser considerada na tomada de decisão neste contexto (Tita & Radil, 2010).

2.1.1 Tomada de decisão no contexto da Segurança Pública

A tomada de decisão no contexto da segurança pública tem como objetivo desarticular um dos elementos chaves para que ocorra o crime. De acordo com a escola criminológica do "crime, escolha e oportunidade" isto ocorre quando o criminoso possui todos os elementos para a ocorrência do delito e o local da ocorrência propicia tal feito (Cullen & Agnew, 2011; Williams & McShane, 2014).

Pensando de um ponto de vista da administração produção os inputs (entradas) devem-se desarticulados para que o delito não ocorra, conforme exposto na Fig. 2.1 (Zhou *et al.* , 2014). Com isto, a ação dos agentes de segurança deve ser a de neutralizar um ou mais elementos deste processo para que não aja o "output". Para que isto ocorra muitas decisões, tais como as elencadas na Tabela 2.3, do ponto de vista estratégico, tático e operacional devem ser realizadas para que se consiga uma gestão eficiente na busca da redução do número de saídas, ou seja, de ocorrências.

O desenvolvimento de políticas públicas ou uma ação policial executada de maneira equivocada podem gerar problemas, tais como a difusão da criminalidade para outras regiões, conforme exposto na Fig. 2.2.

Partindo dessa premissa Bowers & Johnson (2003) desenvolveram uma equação que analisa os impactos do deslocamento (*"displacement"*) da criminalidade em determinadas regiões partindo de 3 definições: a área alvo a ser atacada pela política; uma área de "buffer" em que os benefícios da dissipação ou do controle do crime serão difundidos; uma área de controle que serve como parâmetro das tendências gerais de violência da região.

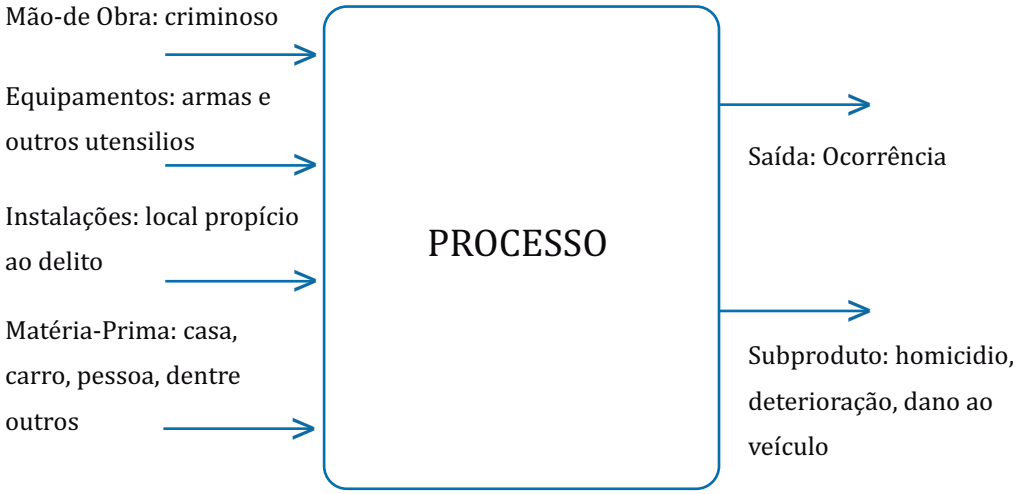

Figura 2.1: Modelo de input-output para ocorrências criminais

Fonte: Adaptado de Slack et al. *(2010)*

Tabela 2.3: Exemplificação de decisões que podem ser tomadas na segurança pública

Decisões Estratégicas	**Decisões Táticas**	**Decisões Operacionais**
Definição de região de policiamento	Pontos de alocação de viaturas	Rotas de policiamento ostensivo
Definição do zoneamento da região	Compra de equipamentos (armamentos, roupas)	Atendimento de Ocorrências
Políticas públicas de segurança, tais como policiamento comunitário	Contratação de policiais	Investigação Policial

Fonte: elaborado pela pesquisa

Com isto, foi desenvolvido o quociente de deslocamento ponderado (QDP) representado pela Eq. 2.1.1.

$$QDP = \frac{B_{t_1}/C_{t_1} - B_{t_0}/C_{t_0}}{A_{t_1}/C_{t_1} - A_{t_0}/C_{t_0}} \tag{2.1.1}$$

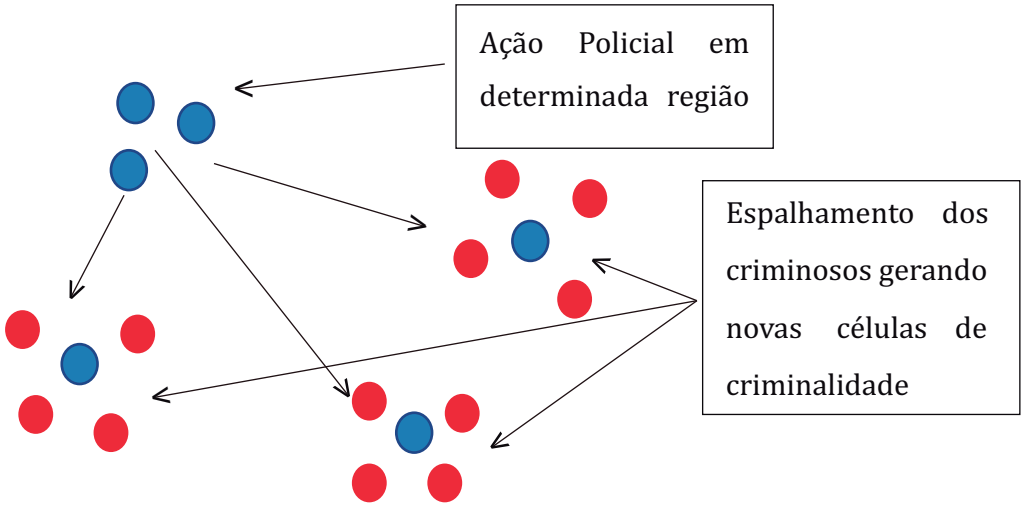

Figura 2.2: Difusão da criminalidade concentrada para vários pontos dentro de uma região

Fonte: Adaptado de Bowers & Johnson (2003)

Em que A, B e C são as contagens de crimes na área de ação, na área de "buffer" e na área de controle, respectivamente. Enquanto isto t_0 e t_1 são os tempos antes e depois da intervenção. A partir deste quociente Bowers & Johnson (2003) desenvolveram sete cenários de análise a partir dos resultados, conforme exposto na Fig. 2.3.

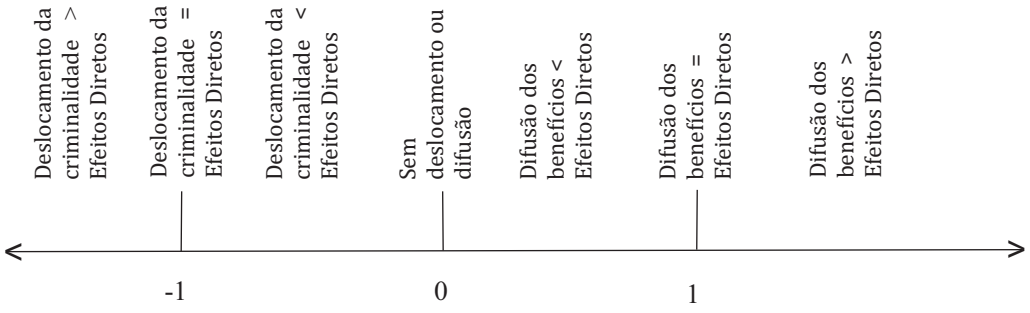

Figura 2.3: Escala de análise de políticas de segurança baseadas no quociente de deslocamento ponderado

Fonte: Bowers & Johnson (2003)

Esta escala busca a partir da análise temporal caracterizar se uma ação/política de segurança trouxe um deslocamento da violência ou uma difusão de benefícios, ou seja, uma redução da criminalidade na região desta ação e em regiões próximas. Caso

a taxa de criminalidade suba após um tempo t_1 tem-se um valor do QDP negativo e consequentemente a ação foi desastrosa, já que traz um deslocamento das ocorrências criminais para outros locais e não a redução esperada.

Dentro do contexto de decisões na área de segurança, a utilização da Pesquisa Operacional é recorrente. Um deste trabalhos foi o de Taylor & Huxley (1989) que publicaram os resultados da implantação de um Sistema de Apoio a Decisão responsável pelo "scheduling" de policiais na cidade de São Francisco nos Estados Unidos levando assim a uma redução considerável na criminalidade e nos custos operacionais.

Vários estudos abordaram problemas da segurança pública do ponto de vista operacional, tais como problemas de programação (Zeng *et al.* , 2006), localização de instalações (Curtin *et al.* , 2007; Damico, 2002), modelos econométricos (Correa, 2005; Wang & O'Brien, 2005; Yusuf *et al.* , 2011), análise do mercado de drogas (Baveja *et al.* , 2004; Caulkins & Baker, 2010), análise de risco de sequestros e roubos (Blumstein *et al.* , 2010; Blumstein & Nakamura, 2009). Alguns estudos trabalharam com problemas de alocação e com problemas de eficiência das regiões de patrulhamento (Sun, 2002).

Sacks (2000) desenvolveu um Sistema de Apoio a Decisão (SAD) buscando um melhor rearranjo das viaturas, que trabalham com o policiamento comunitário, de uma cidade de médio porte levando em consideração quatro critérios para análise: tempo de resposta das viaturas (tempo medido desde o recebimento da chamada até a chegada ao local da ocorrência), balanceamento entre patrulhamento e atendimento de ocorrências (análise das horas trabalhadas no atendimento de emergências e no patrulhamento), frequência de patrulhamento (quão frequente certa viatura é alocada para o patrulhamento comunitário) e frequência de troca de regiões entre policiais.

Contudo, neste contexto há uma preponderância de trabalhos com enfoque nos serviços de emergência (viaturas policiais, ambulâncias e corpo de bombeiros).

Marianov & ReVelle (1996) utilizaram como base um problema de localização de instalações denominado de "Maximal Covering Location Problem (MCLP)" em que para se determinar os melhores pontos para alocação de determinados elementos tem-se uma restrição no número de servidores (ambulâncias, viaturas) e na distância/tempo mínima para a chegada no local das ocorrências, ou seja, busca-se a maximização da população

coberta com um mínimo de instalações seguindo como padrão um tempo ou uma distância mínima pré-definida. Este modelo clássico pode ser representado da seguinte maneira:

$$Max \quad Z = \sum_{i \in I} a_i y_i \tag{2.1.2}$$

Sujeito a:

$$y_i \leq \sum_{j \in N_i} x_j, \forall i \in I \tag{2.1.3}$$

$$\sum_{j \in J} x_j = p \tag{2.1.4}$$

$$x_j, \quad y_j = \{0, 1\} \quad \forall j \in J, i \in I \tag{2.1.5}$$

Onde:

J= conjunto de locais elegíveis para instalação (indexado por j);

I=conjunto de nós de demanda(indexado por i);

$x_j = 1$ se a instalação é localizada no nó j; 0 se não for;

$y_i = 1$ se o nó é coberto; *0* se não for;

a_i: demanda do nó i;

$t_j i$: menor tempo entre a instalação potencial j e o nó de demanda i;

S: o tempo ou distância padrão para cobertura;

$N_i = \{j \mid t_j i \leq S\}$: N_i é o conjunto de nós j que possuem um tempo ou uma distância de deslocamento menor do que o padrão para uma nó de demanda i.

É importante ressaltar que se o problema não possuir uma obrigatoriedade no número de instalações máximo é permitido relaxar a Eq. 2.1.4 deixando-a da seguinte forma: $\sum_{j \in J} x_j \leq p$.

O modelo desenvolvido por Marianov & ReVelle (1996) é interessante por considerar um tempo mínimo para deslocamento o que obriga a alocação de unidades de patrulhamento (carros, bases ou outro artefato), mas não considera a questão probabilística ou os horários em que o tráfego é mais intenso o que provocaria variações nos locais escolhidos.

Com isto, o modelo desenvolvido por Adenzo-Díaz & Rodríguez (1997) expande este problema ao considerar as chamadas recebidas como uma fila que possui uma taxa

de chegada das emergências representada por uma distribuição de Poisson. Com isto, é possível maximizar o percentual de atendimento das regiões e de cobertura das regiões de determinado local levando em conta a questão da ocupação das viaturas em determinados horários, conforme exposto nas Eqs. 2.1.6, 2.1.7, 2.1.8 e 2.1.9.

$$Max \quad Z = \sum_{i \in I} f_i y_{i_{b_i}} \tag{2.1.6}$$

Sujeito a:

$$\sum_{k=1}^{b_i} y_{ik} \leq \sum_{j \in N_i} x_j, \forall i \in I \tag{2.1.7}$$

$$y_{ik} \leq y_{i(k-1)}, \forall i, k = 2, 3, 4, ..., b_i \tag{2.1.8}$$

$$\sum_{j \in J} x_j = p \tag{2.1.9}$$

$$x_j = \text{inteiro não-negativo}, \forall j \in J \tag{2.1.10}$$

$$y_{ik} = 0, 1, \forall i, k \tag{2.1.11}$$

Onde:

y_{ik}: 1 se coberto por pelo menos k servos, 0 se não for;

b_i: é o menor número de viaturas que devem ser localizados dentro de uma área de serviço para que um nó i seja coberto com uma confiabilidade, ou seja, determina a quantidade de viaturas que devem ser alocadas em determinada região para que se evitem filas de espera utilizando de um nível de confiança α.

$y_{i_{b_i}}$: 1 se for coberta por no mínimo b_i viaturas, senão é 0;

f_i: frequência de chamadas em cada nó por dia

Neste caso a função objetivo demonstrada na Eq. 2.1.6 busca maximizar o número de chamadas cobertas com um nível de confiabilidade de no mínimo α. A restrição da Equação 2.1.7 mostra que para um nó receber o valor de 1 deve possuir pelo menos b_i viaturas. A restrição exposta na Equação 2.1.8 demonstra que um nó não pode ser coberto k vezes se ele não foi coberto *k-1* e a Eq. 2.1.9 limita a quantidade de pontos a serem localizados.

Com isto, é possível localizar as instalações de uma maneira que maximiza a cober-

tura policial e se leva em consideração a taxa de ocupação das viaturas. Fato este que é importante para a melhoria dos batalhões policiais inclusive para o dimensionamento no número de carros.

A partir dos modelos desenvolvidos por Marianov & ReVelle (1996), Adenzo-Díaz & Rodríguez (1997) e os trabalhos citados acima percebe-se que os modelos desenvolvidos para tomada de decisão no contexto da segurança pública utilizam-se de análises estatísticas convencionais, tais como modelos econométricos ou modelos com base na pesquisa operacional clássica em que só é possível a maximização ou minimização de um critério apenas.

Utilizando-se de uma visão de múltiplos objetivos é mister destacar o trabalho de Gurgel & Mota (2013) que desenvolveram um modelo baseado no método SMARTS/ SMARTER para suportar o decisor baseado em critérios socioeconômicos e demográficos sem considerar a influência espacial entre as regiões.

Assim, estes modelos adaptados ao contexto da segurança pública podem contribuir para a redução dos custos operacionais. Contudo, é importante o desenvolvimento de modelos que suporte os tomadores de decisão em questões estratégicas e táticas permitindo assim o desenvolvimento de políticas públicas efetivas e a alocação de recursos neste âmbito.

2.2 Análise Espacial

De acordo com Camara *et al.* (2004b) a análise espacial busca mensurar propriedades e relacionamentos levando em conta a localização espacial do estudo de forma explícita. Para isto, Camara *et al.* (2004b) e Haining (2003) caracterizam este tipo de problema a partir de três tipos de dados:

- Eventos ou padrões pontuais - são baseados em pequenas ocorrências pontuais dentro de um determinado espaço, tais como homicídios e roubos;
- Superfícies contínuas - são estimativas de uma determinada porção do espaço que se baseiam em um conjunto de amostras, tais como mapas topográficos, geológicos e geográficos;

- Áreas com contagens e taxas agregadas (dados poligonais) - tipos de dados utilizado nesta tese. São baseadas em agregação de determinado tipo de dado pontual incorporado a uma determinada porção do espaço. Utilizado principalmente com dados censitários em que porções de uma determinada região são subdivididas para a coleta dos dados.

Quando se pensa em dados espaciais são necessários o entendimento de alguns conceitos, conforme exposto em Camara *et al.* (2004b), Haining (2003) e Chun & Griffith (2013), tais como dependência espacial e autocorrelação espacial.

Dependência espacial De acordo com Tobler (1970) defende que "todas as coisas são parecidas, mas coisas próximas são mais parecidas". Com isto, ele defende que impactos em pontos próximos ao local estudado impactam mais pontos próximo do que locais mais distantes.

Autocorrelação espacial A autocorrelação espacial, de acordo com Camara *et al.* (2004b), é a axiomatização matemática da dependência espacial em que se correlaciona a medida de uma variável com relação a uma região e suas vizinhas sendo a autocorrelação espacial um caso espacial de produto cruzado, conforme exposto na Eq. 2.2.1

$$\Gamma(d) = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} w_{ij}(d)\xi_{ij} \tag{2.2.1}$$

Estes conceitos, principalmente, na análise de dados de áreas são essenciais, já que servem como base para o desenvolvimento dos índices e de verificação da influência espacial entre a regiões.

2.2.1 Análise de dados poligonais baseados no Índice de Moran

De acordo com Bivand *et al.* (2009), a estatística I de Moran é usada como um indicador da dependência espacial em um conjunto de dados poligonais (áreas). É definida como a razão das formas quadráticas nos resíduos de regressão normalmente distribuídos $\hat{\epsilon} = (I - X(X^T X)^{-1} X^T)y = My$ a partir de uma regressão de y sobre X.

Bivand *et al.* (2009) e Chen (2013) mostram que essa relação é semelhante a autocorrelação serial estatística de Durbin-Watson, tal como observado na Equação 2.2.2.

$$I = \frac{\widehat{\epsilon^T}.\frac{1}{2}.(V + V^T).\widehat{\epsilon}}{\widehat{\epsilon^T}.\widehat{\epsilon}} \tag{2.2.2}$$

Em que I é o Índice de Moran Global, V é a matriz de ligação espacial tal como descrito em Getis (1995) e Cliff & Ord (1973) e ϵ é a matriz de resíduos. Em uma visão algébrica, a_i sendo a variável de interesse na região i para uma área de estudo que tem m sub-regiões ($i = 1, ..., m$) (Zhang & Lin, 2007). Com isto, o Índice de Moran I é definido como observado na Equação 2.2.3.

$$I = \frac{n \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} e_{ij}(a_i - \bar{A})(a_j - \bar{A})}{(\sum_{i=1}^{n} a_i - \bar{A})(\sum \sum_{i \neq j} e_{ij})} \tag{2.2.3}$$

Na equação a_i é o valor na Zona i, $\bar{A}$ é a média da variável y através de toda a área A e e_{ij} é uma medida de contiguidade espacial (Shortridge, 2007). Normalmente, num primeiro momento, monta-se a matriz espacial de pesos em que "0" indica que não há ligação espacial e "1" indica uma ligação espacial entre as regiões.

De acordo com Shortridge (2007), os valores negativos da estatística são interpretados como indicador de autocorrelação espacial negativa, um valor próximo de "0" indica que não há relação espacial; valores positivos indicam autocorrelação espacial positiva. No entanto, o índice de Moran não permite uma análise de padrões específicos localizados dentro da região.

O índice de Moran presta-se a um teste cuja hipótese nula é de independência espacial; neste caso, seu valor seria zero. Valores positivos (entre 0 e +1) indicam para correlação direta e valores negativos entre entre 0 e Ű1 representam correlação inversa (Camara *et al.* , 2004a). Para estimar a significância do índice será preciso associar a este uma distribuição estatística sendo mais usual relacionar a estatística de teste à distribuição normal (Camara *et al.* , 2004a).

No entanto, Índice de Moran possui uma complexidade computacional elevada e possui uma característica não paramétrica. Por isto, em trabalhos posteriores Chen (2013), Bivand *et al.* (2009), dentre e outros desenvolveram mecanismos para simplificar o cál-

culo e o teste de significância. Chen (2013) reconstruiu a estrutura matemática do índice de Moran usando uma derivação matemática baseado em álgebra linear e que possibilita a análise do índice seguindo diferentes distribuição estatística em relação a normal, tal como função exponencial negativa. Bivand *et al.* (2009) desenvolveu novos mecanismos para calcular a significância sem assumir uma normalidade.

Neste contexto, Anselin (1993) desenvolveu o Diagrama de Espalhamento de Moran que nos permite visualizar quatro possíveis situações para cada região: HH (região com um alto valor para o critério circundado por regiões de alto valor); HL (região com alto valor para o critério circundado por regiões de baixo valor; LL (região com baixo valor para o critério circundado por regiões de baixo valor); LH (região com baixo valor para o critério circundado por regiões de alto valor).

Assim, Anselin (1995) propôs variação do Índice de Moran para testar a dependência espacial local com base no indicador local de associação espacial (LISA). Ele é baseado na idéia de Mantel (1967), que constrói o índice geral da matriz de associação com base na soma dos produtos transversais dos elementos correspondentes de uma matriz A e B.

2.3 Decisão Multicritério

Um problema de decisão multicritério se caracteriza pela necessidade de se atender n objetivos que podem ser conflitantes ou não dentro de um mesmo contexto em que se necessita escolher uma ou mais alternativas a partir dos dados e da estrutura de preferências do decisor. Com isto, a decisão multicritério deve possibilitar o desenvolvimento de ferramentas que propiciem a resolução de problemas neste contexto conflituoso/nebuloso (Vincke, 1992).

A partir desta conceituação podemos abstrair vários elementos essenciais a resolução/clarificação de um problema neste contexto, tais como: atores do processo decisório, critérios que devem ser levados em conta neste contexto, estrutura de preferências dos decisores e a problemática de decisão. Com isto, é possível a filtragem e a escolha de um método adequado ao problema em questão.

Dentro deste contexto Almeida (2013) desenvolve um procedimento para a resolução

de um problema de decisão que serve como um balizador dos conceitos necessários a aplicação da decisão multicritério, conforme observado na Fig. 2.4.

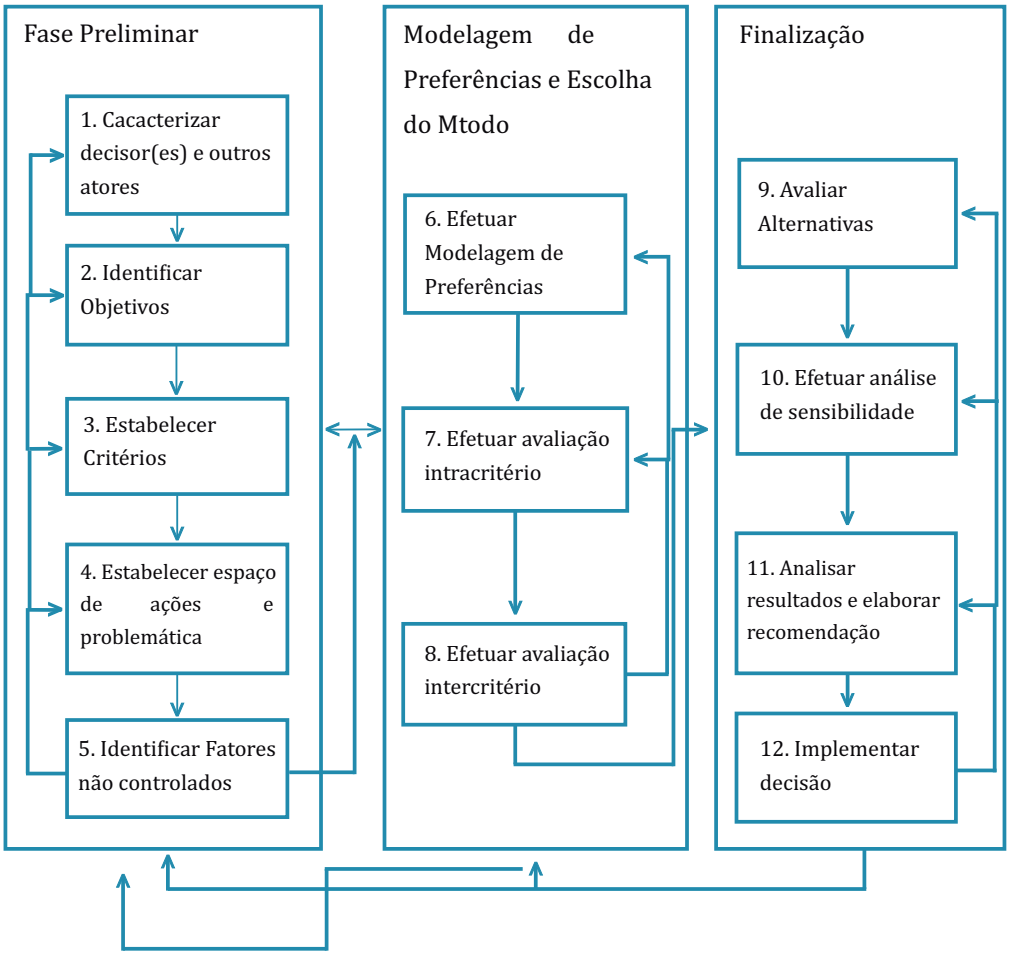

Figura 2.4: Modelo esquemático para aplicação de um modelo multicritério

Fonte: Almeida (2013)

Dentro deste contexto na fase preliminar tem-se uma primeira etapa de caracterização do decisores e outros atores do processo. Almeida (2013) reforça esta ideia levantando a questão da definição dos stakeholders (indivíduo, entidade, comunidade, grupo). Além destes, Roy (1996) levanta a necessidade da análise das terceiras partes, ou seja, pessoas que possuem uma influência dentro deste contexto, mas que não possuem um poder de decisão, tais como o próprio analista de decisão, um especialista do assunto em questão

ou o patrocinador (cliente).

É importante destacar que a abordagem da decisão em grupo inclui além da decisão multicritério, outra etapa em que as preferências individuais devem ser agregadas na busca por uma resolução do problema (Roy, 1996).

A partir da delimitação dos stakeholders tem-se as etapas 2, 3, 4 e 5 que podem ser aglutinadas dentro de um abordagem denominada de Problem Structuring Method (PSM) em que Almeida *et al.* (2012) define como uma metodologia/família de métodos que permitem a definição ou clarificação do problema.

Neste contexto existem uma gama considerável de métodos, contudo é destacar quatro: VFT, SODA, SSM e SCA. O Value Focused Thinking (VFT) desenvolvido por Keeney (2009) que parte do objetivo do processo decisório para que sejam definidos os critérios e os mecanismos de agregação.

O método denominado de Strategic Options in Development and Analysis é um método desenvolvido por Eden & Ackermann (1989) que se baseia na construção de mapas mentais na busca da convergência e de uma melhor visualização do problema pelos decisores. Checkland (1993) desenvolveram o Soft Systems Methodology que se baseia na construção de modelos ideais e a partir desta base busca-se alternativas mais próximas a esta realidade. Por fim, o modelo denominado de Strategic Choice Approach (SCA) baseia na gestão de incertezas dividindo-as em 4 fases de ação (Franco *et al.* , 2004).

É mister destacar que estas metodologias possuem uma construção própria e podem ser utilizados na resolução dos problemas sem a integração com modelos multicritérios específicos, mas podem ser integrados no intuito de clarificação do problema.

A definição e a delimitação do problema permite ao analista perceber a problemática em questão a ser tratada pelo decisor. Vincke (1992) divide estas problemáticas em três tipos:

- Problemática de Escolha ($P.\alpha$): busca-se encontrar um subconjunto tal que as alternativas presentes dentro desse conjunto sejam incomparáveis e sejam os mais adequados a este contexto;
- Problemática de ordenação ($P.\gamma$): neste caso as alternativas são ranqueadas basea-

das em uma lógica que vai da melhor alternativa a pior;

- Problemática de classificação ($P.\beta$): busca-se segmentar as alternativas baseando-se em características similares e em classes ordenadas. No contexto de tomada de decisão este tipo de problema torna-se interessante quando se quer definir políticas similares para um subconjuntos de alternativas.

Vincke (1992) acrescenta a problemática de portfólio que se baseia na busca de um subconjunto adequado aos objetivos da tomada de decisão sob determinadas restrições.

O sistema de preferências do decisor é um importante balizador de um modelo de decisão. Segundo Almeida (2013) um modelo de preferências é uma representação formal de comparações de elementos. Para isto, relações binárias são utilizadas sobre o conjunto de elementos a fim de que se consiga estabelecer uma estrutura de preferências.

Esta comparação par a par baseia-se em três possibilidades: dado que a alternativa *"a"* é comparada a alternativa *"b"* pode se ter uma relação de preferência (P: uma alternativa é melhor do que a outra), indiferença (I: as alternativas se assemelham tanto que *"a"* é similar a *"b"*) e incomparabilidade (R: o decisor não possui suporte suficiente para comparar as alternativas). Uma visão mais completa acrescenta a questão da preferência fraca (Q: há indícios de que uma alternativa é melhor do que a outra, mas não se tem um suporte mais forte para garantir esta preferência).

Além disto, é necessária a percepção do decisor quanto ao tipo de problema. Dentro do contexto multicritério existem os modelos compensatórios em que altos valores da função em um determinado critério podem compensar baixos valores em outros. Os modelos não compensatórios partem do pressuposto que as alternativas mais balanceadas devem ser melhores posicionadas no modelo que outras alternativas do modelo.

Esta visão decorre do perfil do decisor e da característica do problema. Por isto, neste caso é necessário destacar que não é da alçada do analista a indicação de um tipo de modelo de acordo com o tipo de problema, mas sim com relação à estrutura de preferências do decisor e as características do problema.

Os modelos multicritério têm sido aplicados em um grande número de contextos, tais como: problemas de portfólio (Almeida & Duarte, 2011), seleção de uma equipe de

projeto (Alencar & Almeida, 2010), abastecimento de água (Morais & Almeida, 2010), seleção de fornecedores (Alencar & Almeida, 2008), engenharia civil (Szajubok *et al.* , 2006), sistemas de energia (Tenerelli & Carver, 2012), problemas de localização (Crecente *et al.* , 2012), riscos em gasodutos (Brito *et al.* , 2010), segurança pública (Gurgel & Mota, 2013), dentre outros contextos.

No contexto do trabalho em questão foram desenvolvidos modelos utilizando a abordagem compensatória (SMARTS/SMARTER) e a estrutura não compensatória (ELECTRE TRI-B).

2.3.1 ELECTRE-TRI

A relação *"outranking"* denominada de S significa que uma alternativa *"a"* é *"pelo menos tão boa como"* a alternativa *"b"*.

Assim, sendo $F = 1, ..., n$ denota o conjunto de critérios de índices e A denota um conjunto finito de alternativas caracterizadas por suas avaliações sobre os critérios $g_1, ..., g_n$ Dias & Mousseau (2006); Mousseau *et al.* (2000). Para qualquer par ordenado $S_j(a_i, b_h)$ calcula-se uma função como observado na Eq. 2.3.1 no contexto do método ELECTRE TRI Almeida (2013).

Dentro da família do ELECTRE TRI pode-de destacar o modelo do ELECTRE TRI-B que se caracteriza pela comparação par a par das alternativas por limites das categorias pré-definidos. É mister destacar que este cálculo é baseado no cálculo do $S_j(a_i, b_h) \forall i \in \{conjuntodasalternativas\}$ e $h \in \{conjuntodonmerodecategorias - 1\}$, conforme observado na Eq. 2.3.1.

$$S_j(a_i, b_h) = \begin{cases} 0 & \text{se} \quad g_j(b_h) - g_j(a_i) \geq p_j(b_h) \\ \frac{p_j(b_h) - g_j(b_h) + g_j(a_i)}{p_j(b_h) - q_j(b_h)} & \text{se} \quad q_j(b_h) < g_j(b_h) - g_j(a_i) < p_j(b_h) \\ 1 & \text{se} \quad g_j(b_h) - g_j(a_i) \leq q_j(b_h) \end{cases} \tag{2.3.1}$$

A partir do cálculo de $S_j(a_i, b_h)$ desenvolvem-se as relações de concordância e discordância. A relação de concordância representa o nível de prevalência entre os critérios,

como observado na Eq. 2.3.2. Além disso, uma relação de discordância para cada critério é calculada como pode ser visto na Eq. 2.3.3.

Assim, quando essas relações são combinadas o índice de credibilidade $C(a_i, b_h)$ para cada critério é construído como demonstrado na Eq. 2.3.4. Este índice é calculado e confirmado quando há argumentos suficientes para justificar que as alternativas são pelo menos tão boa quanto b Mousseau & Slowinski (1998). Para isto, um nível de corte λ foi desenvolvido e esta afirmação é confirmada se o índice de credibilidade é maior ou igual ao λ definidos pelo decisor.

$$C(a_i, b_h) = \frac{1}{\sum_{j \in F} w_j} \sum_{j \in F} w_j . S_j(a_i, b_h) \tag{2.3.2}$$

$$d_j(a_i, b_h) = \begin{cases} 1 & \text{se} \quad g_j(b_h, a_i) \geq v_j(b_h) \\ \frac{g_j(b_h, a_i) - p_j(b_h)}{v_j(b_h) - p_j(b_h)} & \text{se} \quad p_j(b_h) < g_j(b_h, a_i) < v_j(b_h) \\ 0 & \text{se} \quad g_j(b_h, a_i) \leq p_j(b_h) \end{cases} \tag{2.3.3}$$

$$\sigma(a_i, b_h) = C(a_i, b_h) \prod_{j \in \overline{F}} \frac{1 - d_j(a_i, b_h)}{1 - C(a_i, b_h)} \text{ em que } \overline{F} = \{j \in F | d_j(a_i, b_h) > C(a_i, b_h)\} \tag{2.3.4}$$

O modelo ELECTRE TRI-B foi aplicado para resolver problemas da de segurança pública uma vez que é um problema de classificação que compara as alternativas a categorias pré-definidas Mousseau *et al.* (2000). Esta é uma das vantagens do modelo ELECTRE TRI-B, já que a comparação é feita com a região/bairro/zona (unidade de divisão para a região analisada) e um limite de categoria. Assim, caso um novo local seja incorporada ou a divisão seja modificada os resultados encontrados não possuirão modificações por conta destas alterações.

2.3.2 SMARTER

De acordo com (Edwards & Barron, 1994), o método SMARTS é uma correção do método SMART que se utiliza da importância dos critérios para a definição de suas constantes de escala. Isto causa um problema axiomático, já que em modelos aditivos as funções valores se utilizam de uma escala intervalar.

O método SMARTS caracteriza-se por agregar todos os critérios em um único critério de síntese V_h utilizando-se de uma lógica compensatória, conforme observado na Eq. 2.3.5.

$$V_h = \sum_{n=1}^{N} k_n . v(x_{h,n}) \tag{2.3.5}$$

Em que k_n é a constante de escala para cada critério *"n"*, $v(x_{h,n})$ se relaciona a função valor unidimensional para cada critério *"h"* e *"N"* é o número de critérios. Além disso, o método SMARTS tem algumas particularidades, tais como as funções valor dos critérios que foram simplificadas em quatro formas, como exposto na Fig. 2.5.

O método SMARTER é uma variação do SMARTS em que as constantes de escala são fixas, mas definidas a partir do número de critérios e a ordem de preferência do decisor em que define-se as constantes por um processo denominado de "swing weights". Consequentemente, o SMARTER tem a vantagem de se facilitar o processo de decisão, já que diminui o número de parâmetros elicitados. Há uma chance de viés ou de perda de informação que deve ser minimizada com a utilização de uma análise de robustez conforme exposto na Seção 3.1.1.

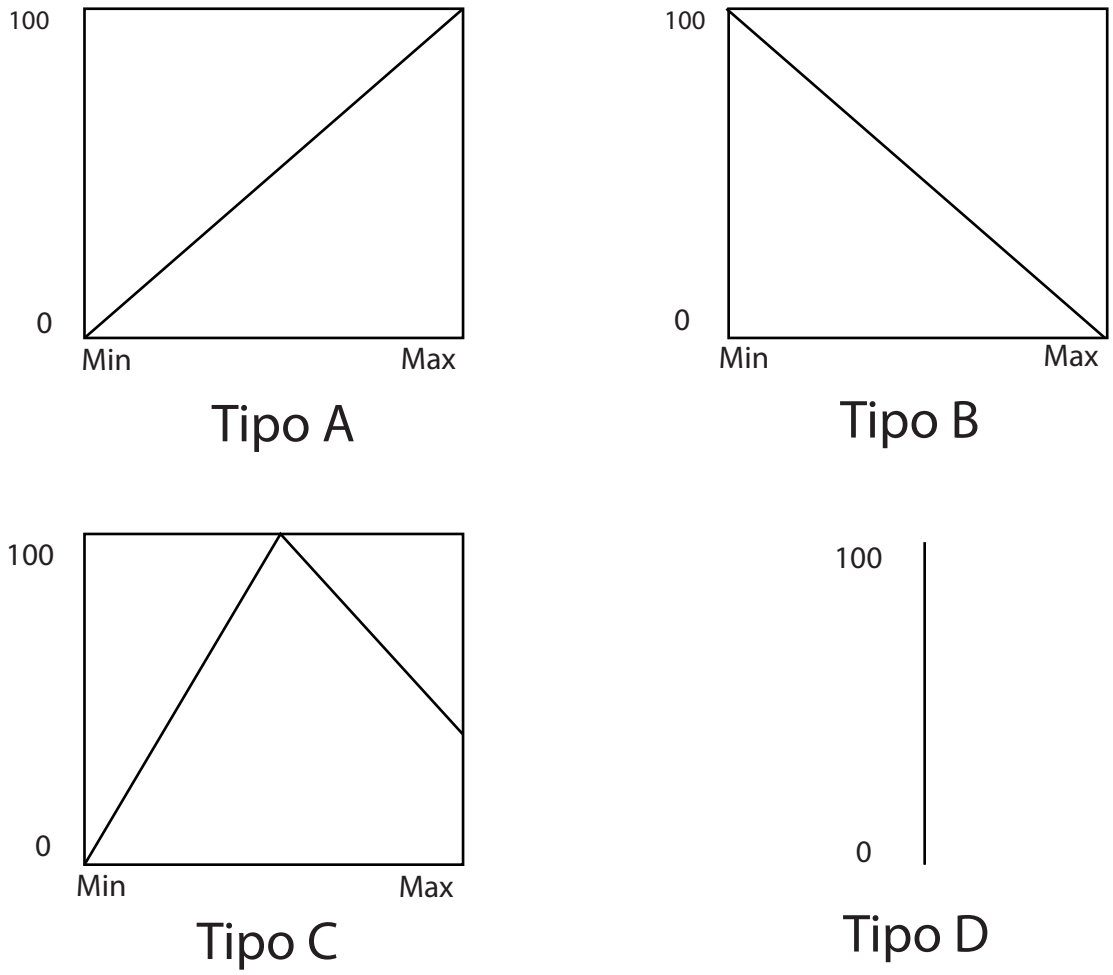

Figura 2.5: Funções utilidade unidimensionais utilizadas no modelo SMARTS

Fonte: Edwards & Barron (1994)

Este processo utiliza-se do método denominado de Rank Order Centroid (ROC) para a elicitação das constantes de escala, em que a partir de estudos psicológicos Edwards & Barron (1994) demonstra que apesar da não delimitação exata da constante de escala a ordem de preferências possibilita esta delimitação com um erro entre 1 e 2 % e é calculado conforme a Eq. 2.3.6.

$$
\begin{aligned}
w_1 &= (1 + 1/2 + 1/3 + ... + 1/m)/m \\
w_2 &= (1/2 + 1/3 + ... + 1/m)/m \\
w_3 &= (1/3 + ... + 1/m)/m \\
&... \\
w_m &= (1/m)/m
\end{aligned}
\tag{2.3.6}
$$

2.4 Sistemas de informações geográficas (SIGs)

Os sistemas de informações geográficas são essenciais na utilização e análise de dados espaciais facilitando assim a visualização e a manipulação de dados e permitindo assim uma tomada de decisão mais eficiente.

Tanto no contexto da segurança pública quanto no contexto multicritério há um considerável número de autores e trabalhos que abordam esta integração. Por isto, na Seção 2.4.1 é abordada a integração entre os SIGs e a segurança pública. Já na Seção 2.4.2 desenvolve-se uma revisão da literatura acerca dos modelos multicritério integrados a sistemas de informações geográficas.

2.4.1 Sistemas de informações geográficas (SIGs) aplicada ao contexto da segurança pública

Criminologia é o estudo de criminosos, suas ações (crimes) e a resposta da sociedade a essas ações (o sistema de justiça criminal). Assim, Andresen (2011) define a criminologia espacial como um subcampo que procura entender a variação da atividade criminosa através da conFig.ção espacial local. Esta visão corrobora e complementa a visão e a integração da criminológica aos sistemas de informações geográficas

Wang (2012) define que os sistemas de informações geográficas podem ser utilizadas em seis funções de suporte a segurança pública:

- Apoio a policiais de campo: Ratcliffe & Breen (2011) define que a utilização de

mecanismos para a coleta dos dados exatos de ocorrências criminais pode trazer ganhos para as estatísticas criminais, dado que a coleta manual destas ocorrências trazem muitos erros por duplicação, cópias erradas e desmotivação dos policiais. A utilização de GPS e SIGs podem reduzir este erro e aumentar o controle do trabalho policial trazendo inclusive a delimitação de rotas e análise de mudanças de percurso indesejadas;

- Investigação e prevenção de crimes: a utilização de modelos de perfis geográficos ajuda na descoberta de crimes baseados na ideia de decaimento da probabilidade de crime quando se aumenta a distância entre a ocorrência e a casa do criminoso (Rengert *et al.* , 1999; Van Koppen & De Keijser, 1997). Além desta área pode-se destacar a visão incorporada nestes modelos desenvolvidos nos capítulos posteriores em que a partir de critérios ambientais e eventos passados podem-se prever novas ocorrências criminais (Gorr & McKay, 2005; Gurgel & Mota, 2013; McCue & Haggard, 2011; Uchida, 2009);

- Ferramenta de avaliação e implementação de políticas públicas: utilização para análise de políticas ou ações no contexto da segurança pública. Neste contexto busca-se analisar as externalidades espaciais, tais como a difusão de benefícios ou o deslocamento da criminalidade. Para isto, podem ser utilizadas as técnicas do quociente de deslocamento, conforme exposto por Bowers & Johnson (2003) e Hall & Liu (2009) que fizeram uma modificação neste indicador para que se analisasse os efeitos de uma ação mais agressiva em determinada região.

- Ferramenta de planejamento do trabalho policial: nesta situação verifica-se uma predominância de modelos voltados a divisão de áreas, conforme o exposto no trabalho de Curtin *et al.* (2007) em que se busca a determinação de áreas de ação ótimas baseadas em layers de um sistema de informações geográficos. Contudo, há uma predominância em trabalhos que focam na definição de hot spots, sem focar no contexto da tomada de decisão, ou seja, em definição de rotas de policiamento ostensivo, áreas para policiamento comunitário, dentre outras questões (Weisburd, 2005).

- Ferramenta para testar teorias criminológicas: esta função do SIG é baseada na utilização de modelos de simulação que levam em consideração o contexto espacial na busca de teste para teorias criminológica e/ou análise de padrões para determinados tipos de ocorrências criminais (Groff, 2007; Wang & O'Brien, 2005).

- Ferramenta para comunicação: a utilização dos SIGs neste contexto pode facilitar o melhoramento na disseminação de informações ao público e facilitar o compartilhamento de informações entre polícias distintas (Wang, 2012).

Andresen (2011) desenvolveu um modelo estatístico para identificar agrupamentos de criminalidade locais. Uma ferramenta que ele usou para o seu problema era um sub-campo dentro de ciência da informação geográfica chamados indicadores locais de associação espacial (LISA) e definiu índices sociais como variáveis explicativas . Portanto, o seu modelo foi capaz de identificar alguns padrões para os tipos de crimes específicos em Vancouver City.

Yang (2009) desenvolveu um experimento para refutar a tese de janelas quebradas que o transtorno bairro é a raiz da criminalidade violenta. Ele usa análise espacial para correlacionar os pontos quentes de crimes violentos e de desordem. Assim, ele mostrou que os lugares que estão livres da doença está garantido para ter baixos índices de violência. No entanto, altos níveis de desordem não foram preditores de problemas de violência.

Andresen & Malleson (2010) desenvolveram um teste para identificar se ocorrem diferenças estatísticas pela escolha do padrão e do ponto a ser analisado (pontos, de ocorrências, terreno, rua, bairro, dentre outros). Foi investigado semelhanças em segmentos de rua e concluiu-se que os padrões de criminalidade geral são semelhantes em todas as escalas espaciais, mas quando se analisa escalas mais refinadas ocorrem variações significativas. Por exemplo, a análise de pontos de ocorrência apresentam grandes diferenças em análises consolidadas por região.

Stucky & Ottensmann (2009) propôs um modelo estatístico para identificar alguns padrões de criminalidade no uso da terra em uma região . Assim , eles dividiram o uso da terra em categorias, tais como estabelecimentos comerciais , hospitais, escolas e igrejas. Além disso, eles incluíram características socioeconômicas e correlacionados a estes índices

de criminalidade . Eles procuraram um padrão para a estrutura de uso da terra que possa indicar a prevalência de certos tipos de crime. Suas descobertas foram que algumas formas de atividade comercial e terrenos residenciais de alta densidade foram associados com alta criminalidade.

Além disso, há abordagens teóricas como a feita pelo Townsley (2009) que estuda a importância da geografia para os estudos de criminologia e se concentra em novos avanços . Ele chama a atenção para autocorrelação espacial . Além disso, Tita & Radil (2010) discutem os novos desafios na análise espacial com foco, principalmente, sobre o conceito de "lugar".

2.4.2 Sistemas de informações geográficas (SIGs) integrados a modelos multicritério

De acordo com Malczewski (2006) normalmente problemas de decisão espacial são formados por um grande conjunto de alternativas e critérios normalmente conflitantes. A partir desta percepção cunhou-se o termo GIS-MCDA em que se integra as áreas de SIGs e multicritério trazendo assim os benefícios de cada área na busca da resolução de um problema específico (Malczewski, 1999; Laaribi *et al.* , 1996)

O crescimento da capacidade computacional trouxe a evolução rápida, mas recente da área de GIS-MCDA. Com isto, não se percebe uma consolidação no *"framework"* para o desenvolvimento de um modelo. Malczewski (2006) desenvolveu uma estruturação a partir das ideias de Jankowski (1995), Malczewski (1999) e outros. Esta classificação se baseia em 5 pilares:

- uma meta ou um conjunto de metas a partir dos critérios elencados e de sua avaliação;
- o decisor ou o conjunto de decisores envolvidos no processo de decisão e suas preferências;
- o conjunto de alternativas;
- o conjunto de variáveis incontroláveis;

- o conjunto consequência.

Dentro deste contexto é mister destacar o trabalho de Demesouka *et al.* (2013) que desenvolveu o S-UTA para implementação de sistemas naturais para o tratamento de águas residuais. A base deste modelo é o UTA II e um modelo de programação linear para o ajuste espacial se adequando ao contexto de análise de superfícies contínuas pixelar e em problemas compensatórios pela própria concepção do método.

Peker *et al.* (2013) desenvolveu um modelo GIS-MCDA baseado no modelo multicritério AHP para determinação de limiares ecológicos. Seguindo a mesma lógica do trabalho de Demesouka *et al.* (2013) este "paper" utiliza-se da abordagem compensatória para tratar um problema de superfície contínua pixelar.

Conforme revisão da literatura de Malczewski (2006) há uma prevalência em trabalhos no contexto compensatório em detrimento do não compensatório. Neste caso pode-se destacar o trabalho de Joerin *et al.* (2001) que aplica o modelo ELECTRE TRI para analisar o uso de um terreno em uma determinada região. Neste artigo verifica-se uma aplicação do ELECTRE de maneira convencional e uma análise visual para o ajuste espacial utilizando-se de uma superfície contínua.

Com isto, verifica-se que há uma predominância de trabalhos abordando o contexto compensatório para superfícies contínuas percebendo-se assim uma lacuna na integração para o desenvolvimento de modelos espaciais para dados poligonais.

2.5 Considerações Finais do Capítulo

A integração entre a decisão multicritério, os SIGs e a análise espacial são primordiais para que se dê um suporte aos decisores com relação ao desenvolvimento de ações e políticas públicas voltadas a redução da criminalidade. É mister destacar que em determinadas regiões a influência espacial dos critérios utilizados não ocorre o que inviabiliza a utilização de modelos espaciais, mas o SIG pode ser utilizado como forma de visualização destes dados.

Com isto, devem ser desenvolvidos modelos que consigam captar um cenário em que se tem esta ligação entre as regiões e outras que não possuem esta ligação. Os tra-

balhos desenvolvidos apresentam duas lacunas: poucos trabalhos, tais como o de Gurgel & Mota (2013), desenvolveram modelos multicritério para o contexto da segurança pública. Além desta percebe-se uma baixa integração entre modelos multicritério e modelos de análise espacial para dados poligonais, tais como dados censitários demográficos e/ou socioeconômicos.

3 MODELOS MULTICRITÉRIO ADITIVOS

Neste capítulo são demonstrados dois modelos aditivos desenvolvidos que podem ser utilizados para suportar o planejamento da segurança pública.

O primeiro modelo desenvolvido denominado de modelo multicritério não compensatório para apoiar o planejamento da segurança pública tem como característica a aplicação do modelo SMARTER sem a consideração dos componentes espaciais. A utilização deste modelo é importante em situações em que as regiões analisadas não possuem um forte componente espacial, ou seja, a vizinhança não exerce uma influência em relação à outra.

O segundo foi o modelo desenvolvido para apoiar o planejamento da segurança pública integrando multicritério e análise espacial tendo como característica esta integração entre a área de análise espacial e decisão multicritério. Com isto, em regiões em que há uma influência entre as regiões vizinhas pode-se agregar os critérios e utilizar-se de modelos multicritério de tomada de decisão sem desconsiderar esta influência. Com isto, pode-se desenvolver um framework para escolha do modelo mais adequado, conforme exposto na Fig. 3.1.

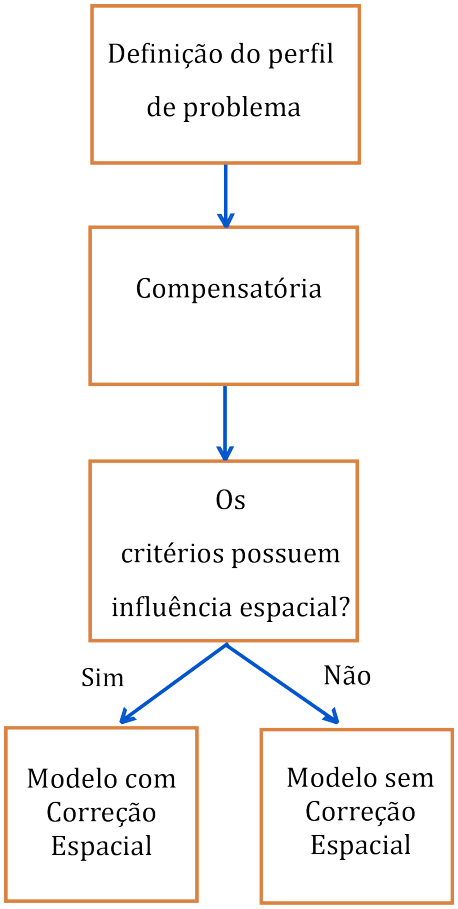

Figura 3.1: Fluxograma esquemático dos modelos multicritério compensatórios

Fonte: elaborado pela pesquisa

3.1 Modelo multicritério compensatório para apoiar o planejamento da segurança pública baseado no método SMARTER

O planejamento estratégico no contexto da segurança pública tem por objetivo a definição/desenvolvimento de políticas públicas ou de ações governamentais que fomentem a redução da violência.

Em situações cotidianas as secretarias de segurança ou outros orgãos de gestão dentro do contexto criminológico utilizam o grau ou o número de ocorrências policiais para a definição e formação do planejamento estratégico que consequentemente se desdobrará nos planos táticos e operacionais. Esta visão monocritério pode trazer distorções dado

que desconsidera fatores que podem influenciar o contexto criminal da região.

Com isto, é importante desenvolver modelos estratégicos para apoiar o tomador de decisão na avaliação das diferenças entre as zonas de uma cidade a partir de uma perspectiva multicritério dado que esta visão permite incorporar dois ou mais critérios que possuem uma influência direta ou indireta nos índices de violência possibilitando assim uma visão mais adequada a estrutura de preferências do decisor/decisores.

Por isto, neste modelo é estabelecida uma priorização/ranqueamento de áreas com base em critérios sociais e demográficos que possuem algum grau de influência no contexto da segurança pública. A partir disto, é possível perceber os principais pontos chaves de atuação e assim diferenciar as ações a partir de suas necessidades como investimento em infraestrutura, policiamento ostensivo e comunitário.

3.1.1 Formalização da proposta para o modelo compensatório sem o ajuste espacial

A utilização deste modelo pode ajudar o tomador de decisão a direcionar o orçamento em investimentos de infraestrutura e/ou para o desenvolvimento de políticas públicas. Além disso, é possível visualizar a partir do ranking as áreas que necessitam de políticas públicas de prevenção e de monitoramento uma vez que aqueles em áreas classificados na extremidade inferior tendem a ter baixos índices de criminalidade.

Assim, o modelo multicritério foi estruturado sobre fatores que influenciam a criminalidade: questões socioeconômicas e demográficas, conforme indicado por (Coulton & Pandey, 1992) e (Andresen, 2011). A partir deste raciocínio uma hierarquia de critérios surge como demonstrado na Fig. 3.2.

Estes critérios foram coletados de várias formas, conforme detalhado abaixo:

- Densidade populacional: definidos como $pessoas/km$;
- Crescimento populacional: o crescimento percentual da população entre um censo e outro. Stucky & Ottensmann (2009) mostrou a correlação entre este critério e o crescimento da criminalidade e na piora de indicadores sociais e econômicos;

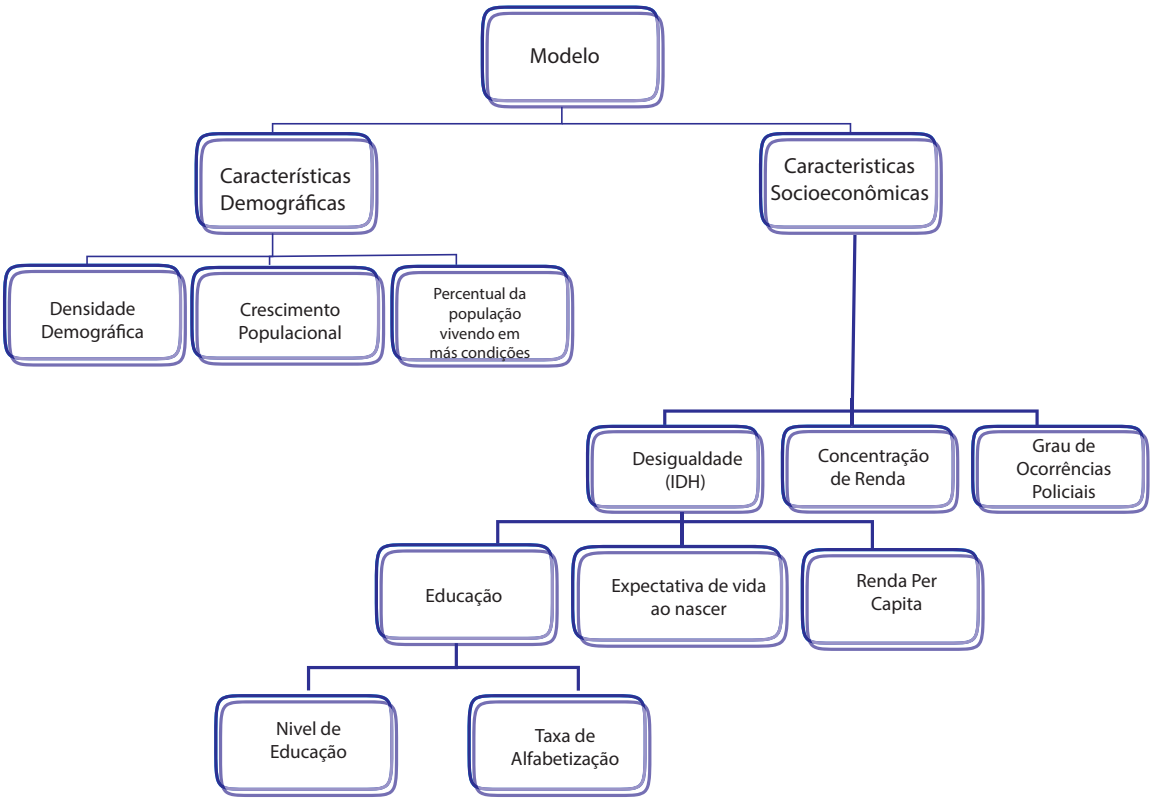

Figura 3.2: Fluxograma esquemático do modelo multicritério compensatório baseado no método SMARTS sem ajuste espacial

Fonte: elaborado pela pesquisa

- Porcentagem da população que vive em más condições: percentual de pessoas que vivem em habitações sem condições ou locais com infraestrutura deficiente;
- IDH: mede o grau de desigualdade. Ele é usado em uma escala qualitativa definido pelo Relatório de Desenvolvimento Humano em 2010 que divide as regiões em quatro classes distintas;
- Concentração de Renda: este critério usa o índice de Gini para medir a concentração de renda em uma escala de 0 a 1 em que 1 significa a desigualdade máxima;
- Grau de Ocorrências Policiais: um critério qualitativo que varia entre 1 e 5 e mede o nível de eventos que ocorrem em cada zona.

Como mencionado acima à densidade demográfica, o crescimento populacional e o percentual da população em más condições caracterizam as características demográficas

de cada região. Assim eles possuem uma forma funcional de maximização, visto que um crescimento em um destes critérios pode aumentar a chance de aumento na criminalidade.

Segundo Andresen (2011), o IDH é um índice que agrega três dimensões básicas (H_{ed}: critério educacional, H_{ex}: critério demográfico e H_{re}: critério renda) relacionados ao desenvolvimento humano utilizando uma função de valor aditiva compensatória, que varia entre 0 e 1, como observado na Eq. 3.1.1.

$$IDH = \frac{H_{ed} + H_{ex} + H_{re}}{3} \tag{3.1.1}$$

De acordo com Klugman *et al.* (2011), este indicador recebeu algumas críticas com relação à escolha das variáveis, visto que exclui critérios como a equidade, sustentabilidade e felicidade. O IDH foi reformulado em 2010 e implementou modificações em que incorporou média geométrica. Além disto, novos subcritérios foram incorporados como demonstrado na Eq. 3.1.2.

$$IDH = (H_{ed}.H_{ex}.H_{re})^{\frac{1}{3}} \tag{3.1.2}$$

Estas modificações resolveram alguns problemas do IDH principalmente no método de agregação. Assim, ele é uma estimativa útil para medir a diferença de desigualdade entre os países. A concentração de renda é uma dimensão caracterizada como sendo calculado por um índice denominado de Coeficiente de GINI.

De acordo com (Klugman *et al.* , 2011), o índice de GINI pode ser utilizado para medir a expansão de uma distribuição de rendimento, consumo ou a riqueza e pode ser expresso como uma razão de duas regiões definidas por uma linha de partes iguais. Portanto, usando esses conceitos é possível comparar diferentes áreas e determinar uma escala de medida de entre 0 e 1, sendo 0 uma região completamente igualitária. Assim, uma forma funcional de maximização foi utilizada uma vez que índices mais elevados podem gerar uma maior propensão para o aumento da violência.

Por fim, os graus de ocorrências policiais são medidos a partir de uma escala qualitativa. Assim, o tomador de decisão define um grau de criminalidade com base no conhecimento sobre a violência em cada área. Com isto, é possível formular uma função

de agregação final para este modelo, como observado na Tabela 3.1.

Tabela 3.1: Sumário dos critérios elencados para o modelo aditivo sem ajuste espacial

Critério	**Escala**	**Função**
Densidade demográfica	Razão	Max
Crescimento populacional	Razão	Max
População vivendo em más condições	Intervalar	Max
Desigualdade (IDH)	Ordinal	Min
Concentração de Renda	Intervalar	Max
Grau de Ocorrências Policiais	Ordinal	Max

Fonte: elaborado pela pesquisa

O modelo foi aplicado na cidade de Recife que foi dividida em 62 unidades de desenvolvimento humano, de acordo com o Relatório de Desenvolvimento Humano de 2000. Os dados foram coletados a partir de 2006 do Atlas de Desenvolvimento Humano do Recife. No entanto, o grau de ocorrências foi elicitado a partir do conhecimento do tomador de decisão e foi definido em cinco subgrupos (seguindo o grau de ocorrências como referência) partindo de um nível muito baixo para o grau de ocorrências até o nível muito alto, como enumerados a seguir:

Muito baixo valor: $\{A2, A3, A7, A16, A17, A26, A29, A36, A40, A51, A61\}$

Baixo valor: $\{A6, A9, A14, A15, A25, A27, A35, A47, A48, A49, A50\}$

Médio valor: $\{A1, A20, A22, A23, A28, A32, A33, A37, A39, A42, A43, A45, A55, A60\}$

Alto valor: $\{A8, A12, A13, A21, A24, A30, A31, A34, A44, A46, A56, A57, A58, A59\}$

Muito alto valor: $\{A4, A5, A10, A11, A18, A19, A38, A41, A52, A53, A54, A62\}$

É importante perceber que no modelo em questão utilizou-se como referência para o tamanho das classes o mesmo padrão dos subconjuntos do grau de ocorrências. Esta divisão foi escolhida com o intuito de comparar a alocação das alternativas às classes tanto

no contexto monocritério quanto no contexto do modelo SMARTER.

Além disso, uma primeira fase do procedimento de "swing weights" foi aplicado utilizando-se da ordem de preferências para o conjunto de critérios, como demonstrado na Tabela 3.2. Assim, o método SMARTER foi aplicado de modo que o vetor da constante de escala foi gerado, tal como observado na Tabela 3.3. A partir desta ordem de preferências foram gerados novos vetores para as constantes de escala.

Tabela 3.2: Estrutura de preferências do decisor para o modelo aditivo sem ajuste espacial

Critério	**Ranking**
Densidade demográfica	1^o
População vivendo em más condições	2^o
Grau de Ocorrências Policiais	3^o
Desigualdade (IDH)	4^o
Crescimento populacional	5^o
Concentração de Renda	6^o

Fonte: elaborado pela pesquisa

Portanto, o modelo mostra a diferença entre a análise de ocorrências de grau da polícia em todos os cinco segmentos. Como pode ser observado na Fig. 3.3 e na Fig. 3.4 há alterações fundamentais que demonstram a aplicabilidade do modelo. Por exemplo, a alternativa A1 foi alocada na propensão média para o crescimento da criminalidade, mas no modelo multicritério esta alternativa foi posicionada em primeiro lugar no ranking.

Além disto, uma análise de sensibilidade testou a robustez do modelo usando Simulação de Monte Carlo. Para isto foi gerado dez mil vetores de constantes escala uniformemente distribuídos a partir da utilização da primeira fase do procedimento denominado de SMAA desenvolvido por (Jedrzejczak, 2008), como demonstrado na Fig. 3.5.

Com isto, é possível calcular um valor de função global para cada alternativa utili-

Tabela 3.3: Constantes de escala baseadas no SMARTER para o modelo aditivos sem ajuste espacial

Critério	**Constantes de Escala**
Densidade demográfica	$\frac{1+\frac{1}{2}+\frac{1}{3}+\frac{1}{4}+\frac{1}{5}+\frac{1}{6}}{6} = 0,40833$
População vivendo em más condições	$\frac{0+\frac{1}{2}+\frac{1}{3}+\frac{1}{4}+\frac{1}{5}+\frac{1}{6}}{6} = 0,24167$
Grau de Ocorrências Policiais	$\frac{0+0+\frac{1}{3}+\frac{1}{4}+\frac{1}{5}+\frac{1}{6}}{6} = 0,15833$
Desigualdade (IDH)	$\frac{0+0+0+\frac{1}{4}+\frac{1}{5}+\frac{1}{6}}{6} = 0,10278$
Crescimento populacional	$\frac{0+0+0+0+\frac{1}{5}+\frac{1}{6}}{6} = 0,06111$
Concentração de Renda	$\frac{0+0+0+0+0+\frac{1}{6}}{6} = 0,02778$

Fonte: elaborado pela pesquisa

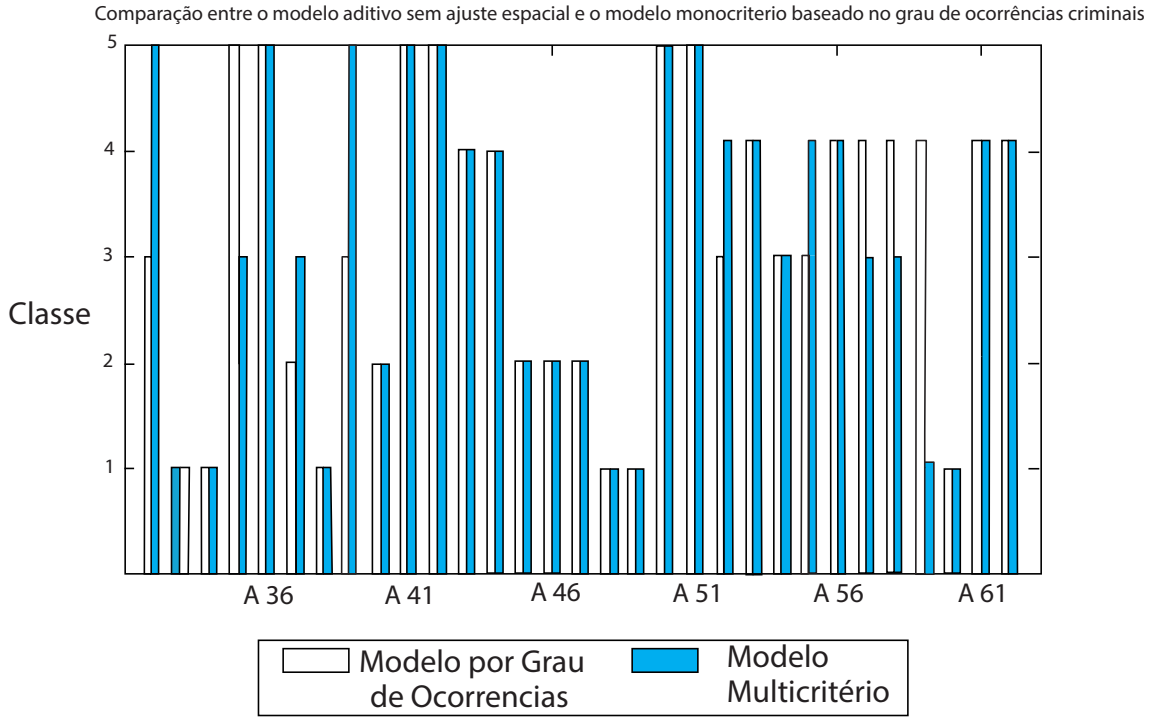

Figura 3.3: Comparação entre o modelo do grau de ocorrências policiais e multicritério priorização da zona de A1 a A31

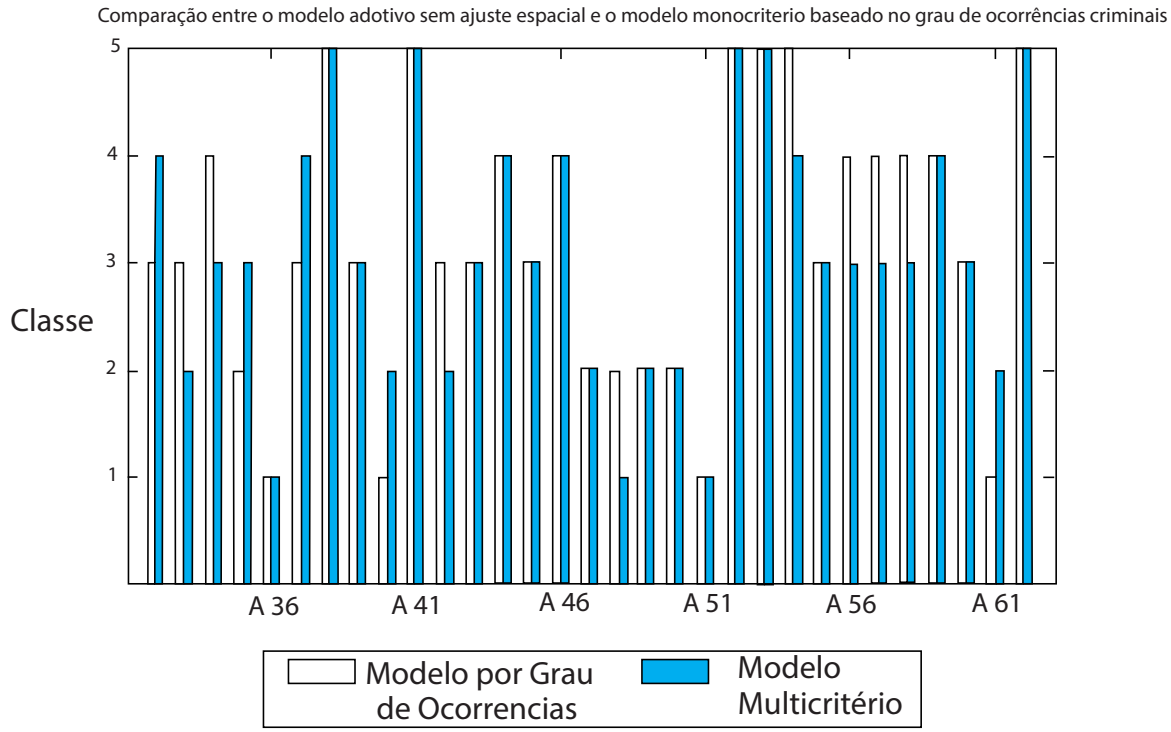

Figura 3.4: Comparação entre o modelo do grau de ocorrências policiais e multicritério priorização da zona A32 a A62

Output: k *Vector*

1: *for* $j \leftarrow 1$ *to* 5 *do*

2: $\quad q_j \leftarrow RANDOM_{U[0,1]}$

3: *end for*

4: $SORT_{asc}(q)$

5: $q_0 \leftarrow 0$

6: $q_6 \leftarrow 1$

7: *for* $j \leftarrow 1$ *to* 6 *do*

8: $\quad k_j \leftarrow q_j - q_{j-1}$

9: *end for*

Figura 3.5: procedimento para a geração do vetor de constantes de escala

zando os vetores gerados pelo procedimento da Fig. 3.5. No entanto, é necessário fazer algumas análises de robustez a partir do desenvolvimento de indicadores, conforme o indicado nas Eqs. 3.1.3, 3.1.4, 3.1.5 e 3.1.6. Estes indicadores permitem a análise da mobilidade e das mudanças de classes provocadas por diversos arranjos de constantes de

escala gerados pela estrutura de preferências do decisor.

$$I_1 = \frac{n_1}{N} \tag{3.1.3}$$

Em que:

n_1: número de alternativas que se mantiveram na mesma posição gerada pelos resultados do modelo SMARTER

N:número de alternativas

$$I_2 = \frac{n_2}{N} \tag{3.1.4}$$

Em que:

n_2: número de alternativas que oscilaram no máximo uma posição em comparação com os resultados do modelo SMARTER

N:número de alternativas

$$I_3 = \frac{n_3}{N} \tag{3.1.5}$$

Em que:

n_3: número de alternativas que oscilaram no máximo duas posições em comparação com os resultados do modelo SMARTER

N:número de alternativas

$$I_4 = \frac{n_4}{N} \tag{3.1.6}$$

Em que:

n_4: número de alternativas que oscilaram no máximo três posições em comparação com os resultados do modelo SMARTER

N:número de alternativas

Na Tabela 3.4, o indicador I_1 tem uma baixa correlação entre o ranking do SMARTER e o ranking gerado pelos vetores da simulação para análise de sensibilidade. No entanto, isso acontece uma vez que a variação das constantes de escala é muito grande.

Em I_2, I_3 e I_4 uma alta correlação é observada entre os ranking desenvolvido pelo SMARTER e os gerados pela análise. Portanto, esses indicadores mostram que o modelo

Tabela 3.4: Indicadores de Análise de Sensibilidade

Indicador	**Valor Médio**	**Mínimo**	**Máximo**
I_1	30,86%	3,23%	93,54%
I_2	60,14%	20,97%	96,77%
I_3	73,07%	37,10%	96,77%
I_4	80,24%	45,16%	96,77%

é robusto, já que uma grande variação nas constantes de escala não causam uma grande mudança no ranking. Além disso, quando um segmento de análise é realizada não existem grandes mudanças nos subconjuntos.

3.1.2 Comentários finais do modelo

Planejamento de segurança pública envolve três planos de ação: operacionais, estratégicas e táticas. Muitos trabalhos têm contribuído para modelos operacionais, mas não lidam com problemas estratégicos, como observado no Capítulo 2. Assim, observa-se que o planejamento estratégico para a região é importante para alocar políticas públicas diferenciadas que apoiam o combate e redução da violência e da criminalidade.

Assim, um modelo multicritério combinado com uma simulação de Monte Carlo foi desenvolvido para permitir a classificação de zona com base em questões demográficas e socioeconômicas que podem ter um impacto sobre a violência. Além disso, este modelo foi aplicado na cidade de Recife para examinar a sua solidez e isso levou a um resultado robusto que permite que o tomador de decisão de transformar as alternativas em subconjuntos e para diferentes políticas públicas a serem criadas para cada um.

Como resultado, conclui-se que o modelo desenvolvido é aplicável e pode ser expandido para outras regiões ajudando a melhorar a gestão da segurança pública e reduzindo a violência. Contudo, neste modelo não é possível a incorporação de características espaciais, ou seja, a influência de uma região sobre a outra não é levada em consideração pelo modelo.

3.2 Modelo para apoiar o planejamento da segurança pública integrando método multicritério aditivo e análise espacial

Conforme exposto na Seção 3.1, no contexto criminológico a questão espacial, em determinadas regiões, deve ser levada em consideração dado que ações em uma determinada região tendem a levar a impacto nas outras.

Este fenômeno dentro da criminologia é denominado de difusão, conforme exposto na Seção 2.2 e interfere de maneira considerável no desenvolvimento de ações policiais, visto que estas podem provocar uma realocação dos agentes criminosos de um local para outro vizinho sem reduzir a criminalidade de maneira macro (Tervonen & Lahdelma, 2007).

3.2.1 Formalização da Proposta

Há uma necessidade de se integrar ferramentas da análise espacial aos modelos aditivos, tais como o SMARTS aplicado no modelo da Seção 3.1 para regiões em que se percebe uma forte influência da região vizinha sob a analisada.

Neste modelo interligou-se a decisão multicritério ao modelo de análise espacial denominado de Índice de Moran que conforme explicitado no referencial tem por objetivo analisar a influência espacial de dados espaciais de área. A partir deste método e da utilização de uma técnica denominada de diagrama de espalhamento de Moran os dados da função valor final são convertidos para uma escala categórica possibilitando assim uma análise das regiões de maneira diferenciada.

O modelo desenvolvido é composto por quatro fases integradas conforme representados pelo fluxograma da Fig. 3.6.

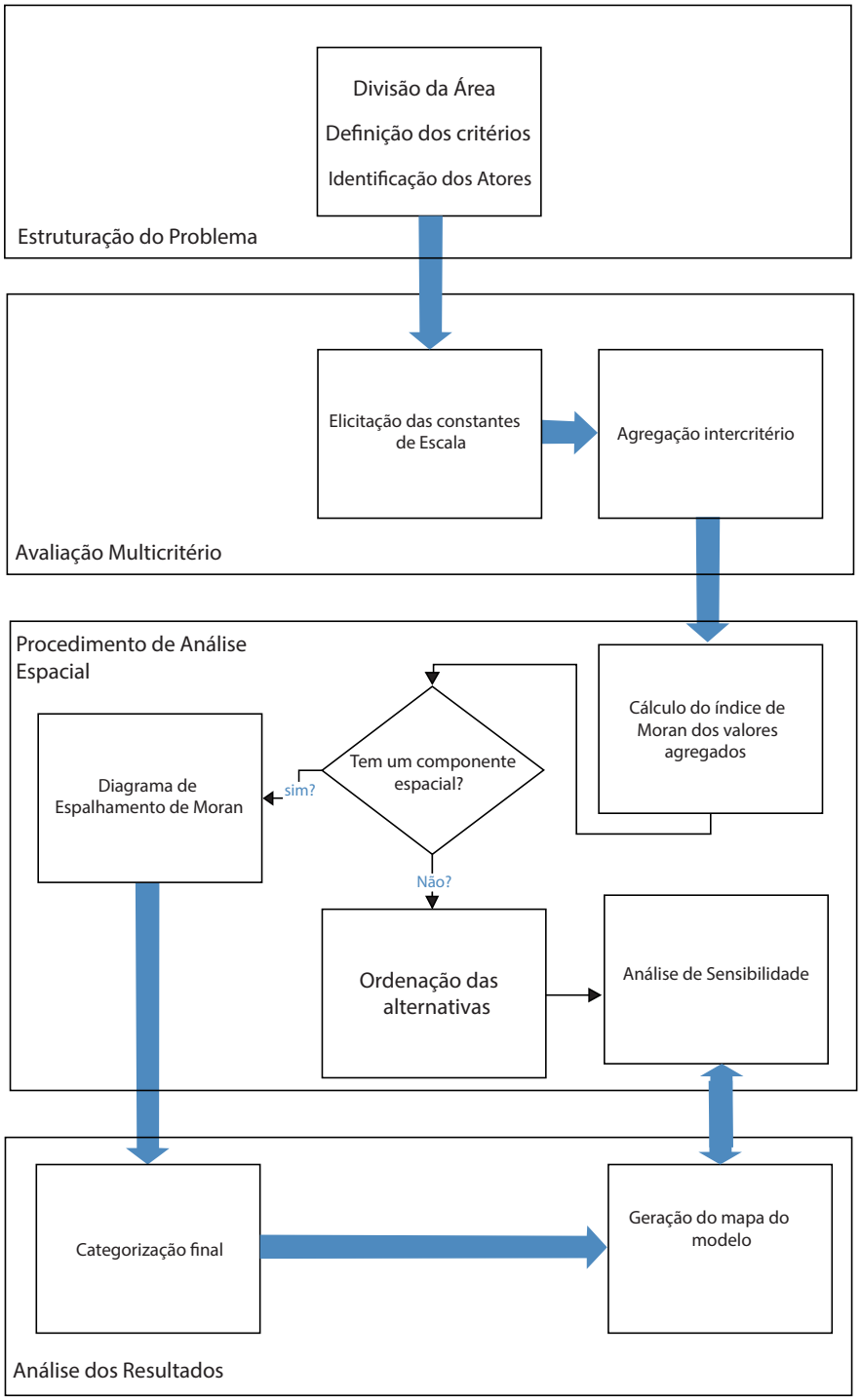

Figura 3.6: Framework de aplicação do modelo compensatório com correção espacial

Caso não exista uma relação espacial entre a maioria dos critérios utiliza-se a função valor no ranqueamento das alternativas e o mesmo servirá para auxiliar no processo decisório.

Esta primeira etapa trata da definição do local de tomada de decisão, dado que em algumas situações este local pode ser uma cidade, uma região metropolitana, um bairro

ou outra macrorregião. Além disto, é importante definir a sua subdivisão levando assim a ações de segurança pública uniformes dentro do entorno desta sub-região.

Nesta primeira fase é importante definir os atores do processo decisório, visto que dependendo da região pode-se ter um ou mais atores, tais como secretários de segurança pública, comandantes de batalhões, chefes de comando, comandantes de policiamento, governadores, dentre outros envolvidos neste contexto. Com esta definição é possível elencar os critérios levados em consideração e com isto prosseguir ao primeiro procedimento de análise espacial.

Na terceira fase é realizada a aplicação do método multicritério aditivo SMARTS /SMARTER. É importante ressaltar que outro modelo aditivo poderia ter sido utilizado a depender do contexto analisado.

Para a aplicação da análise espacial usa-se como notação a nomenclatura e simbologia abaixo:

- $a_i, \forall i = \{1, 2, 3, ..., k\}$: conjunto finito de k subregiões;
- $v(a_i), \forall i = \{1, 2, 3, ..., k\}$: função valor para cada alternativa;
- $e_{ij} \forall i, j = \{1, 2, 3, ..., k\}$: matriz de pesos normalizados para a contiguidade das áreas. Então, se uma região i está próxima de j recebe 1. Caso existam 2 regiões, então ela receberá 0,5 e assim sucessivamente;

$$I_t = \frac{k \sum_{i=1}^{k} \sum_{j=1}^{k} e_{ij}(v(a_i) - \frac{\sum_{i=1}^{k} v(a_i)}{k})(v(a_j) - \frac{\sum_{i=1}^{k} v(a_i)}{k})}{(\sum_{i=1}^{k} (v(a_i) - \frac{\sum_{i=1}^{k} v(a_i)}{k})^2)(\sum \sum_{i \neq j} e_{ij})} \tag{3.2.1}$$

A partir dos resultados encontrados pela agregação e a formação da função valor pode-se calcular novamente o índice de Moran final, conforme explicitado na Eq. 3.2.2.

$$I_v = \frac{k \sum_{i=1}^{k} \sum_{j=1}^{k} w_{ij}(h(a_i, v) - \frac{\sum_{i=1}^{k} h(a_i, v)}{k})(h(a_j, v) - \frac{\sum_{i=1}^{k} h(a_i, v)}{k})}{(\sum_{i=1}^{k} (h(a_i, v) - \frac{\sum_{i=1}^{k} h(a_i, v)}{k})^2)(\sum \sum_{i \neq j} w_{ij})} \tag{3.2.2}$$

Caso exista a relação espacial, então estas alternativas serão enquadradas baseadas no diagrama de espalhamento de Moran em que existem 4 possibilidades: regiões com alto

valor da função valor próximo a regiões com altos valores (HH), regiões com alto valor próximo a outros com baixo (HL), baixo com baixo (LL) e baixo com alto (LH).

No exemplo representado pela Fig. 3.7 a Região A é influenciada por todas as outras. Com isto, caso a mesma seja uma região HH e as demais LH, então devem ser criados mecanismos para não difusão da criminalidade para este local. Podem ser utilizados policiamento ostensivo, câmeras de monitoramento, bases de policiamento, policiamento comunitário dentre outras políticas.

Caso a Região A seja uma região LL e as demais HL devem ser desenvolvidas políticas para que esta região tenha uma redução dos índices de criminalidade, já que a mesma circunda todas as outras e pode ser uma influência negativa para as demais. Contudo, com relação aos investimentos apesar de uma necessidade mais forte de investimentos na Região A políticas públicas devem ser desenvolvidas sem prejudicar a vizinhança a qual se localiza. Com isto, investimentos de longo prazo, tal como educação e infraestrutura podem ser mais benéficos do que ações enérgicas que não tragam a prisão e o esfacelamento das quadrilhas organizadas.

Caso fosse realizada uma análise empírica os investimentos se concentrariam apenas na Região A sem buscar utilizar uma rede de proteção que evitasse a difusão desta criminalidade. Neste contexto a análise espacial é importante, já que o desenvolvimento das políticas envolvem uma necessidade de redução da criminalidade em determinado ponto e de busca na manutenção ou redução nas regiões B, C, D e E. Um exemplo de política pública que trouxe uma redução pontual na criminalidade, mas trouxe a difusão dos criminosos foi a implantação da política pacificadora no RJ. Esta política, apesar de benéfica, provocou a migração dos criminosos para regiões do entorno do RJ como Niteroi e outras cidades da grande metrópole do RJ.

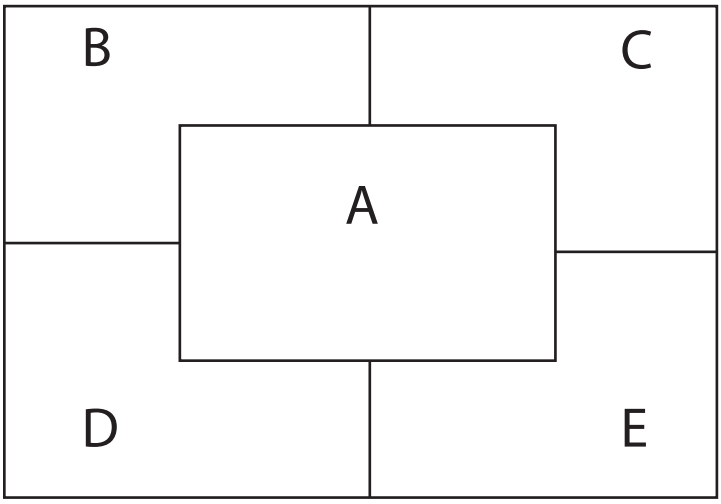

Figura 3.7: Mapa esquemático para demonstrar a influência espacial

3.2.2 Aplicação Numérica

O modelo foi aplicado em Recife, conforme exposto na Seção anterior, tem altas taxas de criminalidade e há uma heterogeneidade dos fatores socioeconômicos e demográficos quando se avalia os bairros. Assim, esta cidade foi utilizada para exemplificar e para categorizar os distritos com base em critérios que são importantes no contexto da segurança pública.

Neste contexto, foram desenvolvidos dois conjuntos de critérios, tal como observado na Fig. 3.8. Estes dados foram coletados pelos dados do Censo do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística de 2010 seguindo uma abordagem diferenciada com relação aos critérios quando se compara com o modelo anterior, já que neste caso a divisão do mapa é realizada por bairros enquanto no anterior utiliza-se a Unidade de Desenvolvimento Humano (UDH).

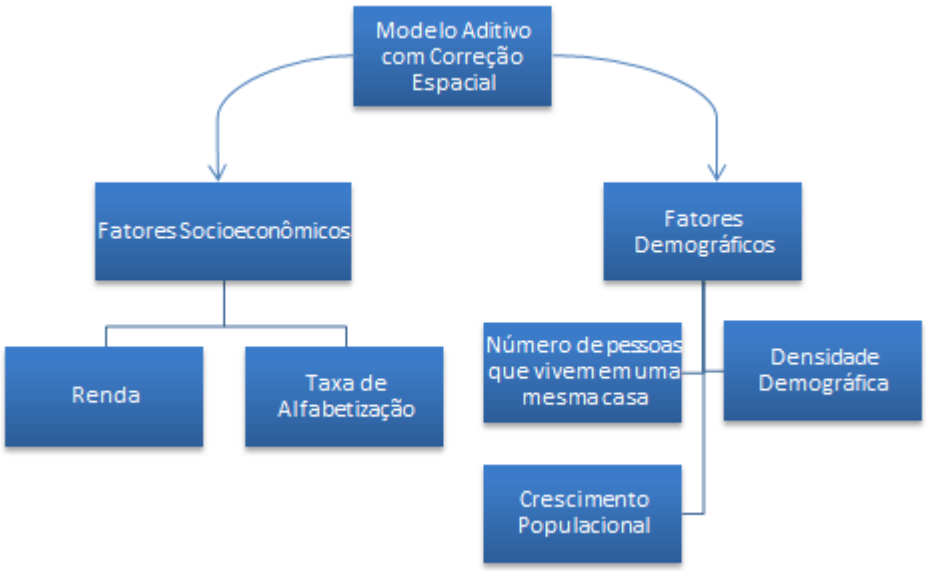

Figura 3.8: Estrutura hierárquica do modelo de classificação aditivo com correção espacial

Foi utilizada uma classificação baseada em quebras naturais "Jenks" (mais detalhes em Jenks (1977)) e uma classificação quantílica para a representação destes dados de maneira monocritério. A partir desta classificação foi desenvolvido e aplicado o modelo multicritério espacial em que comparou-se esta agregação a classificação utilizada no modelo "Jenks" e quantílico. Esta comparação busca mostrar se a utilização da metodologia multicritério para agregação traz resultados divergentes a utilização de uma metodologia convencional sem ajustes.

Na Fig. 3.9 percebe-se uma grande diferença entre as classificações baseadas em "quebras naturais" e quantílica. Esta diferença decorre do fato de que a primeira é baseada em intervalos de classificação variável e a segunda é baseada em uma contagem simples pelo número de elementos (94). Com isto, percebe-se pelas "quebras naturais" que há uma predominância na alocação no conjunto de médio valor, já que há uma redução considerável na taxa de natalidade no Brasil e em Recife.

Com relação a densidade demográfica percebe-se pela Fig. 3.10 que não há uma grande diferença na classificação. Corroborando com o crescimento populacional observado na Fig. 3.9 percebe-se uma predominância na alocação no conjunto de baixo e médio valor, já que há uma redução considerável na taxa de natalidade no Brasil e em Recife.

Quando se analisa a Fig. 3.11 há uma grande diferença na classificação entre os dois

modelos utilizados. Entrando em discordância com o crescimento populacional observa-se uma predominância na alocação de bairros com elevado número de pessoas em uma mesma casa.

A renda conforme observado na Fig. 3.12 possui uma predominância de alocação em subconjuntos de baixo e médio valores utilizando-se a metodologia "Jenks". Apesar de existir na Cidade do Recife uma elevada desigualdade social predomina-se uma situação de forte carência social na maioria das regiões.

Por fim, ao se analisar a Fig. 3.13 não há uma forte divergência entre as metodologias, já que devido a políticas de inclusão educacional verifica-se uma maior taxa de alfabetização. Com isto, há uma maior alocação de bairros em conjuntos de elevada taxa de alfabetização.

Neste contexto, foi escolhido um único decisor como o tomador de decisão do problema em questão e clasificou-se os bairros com base em fatores que afetam a criminalidade.

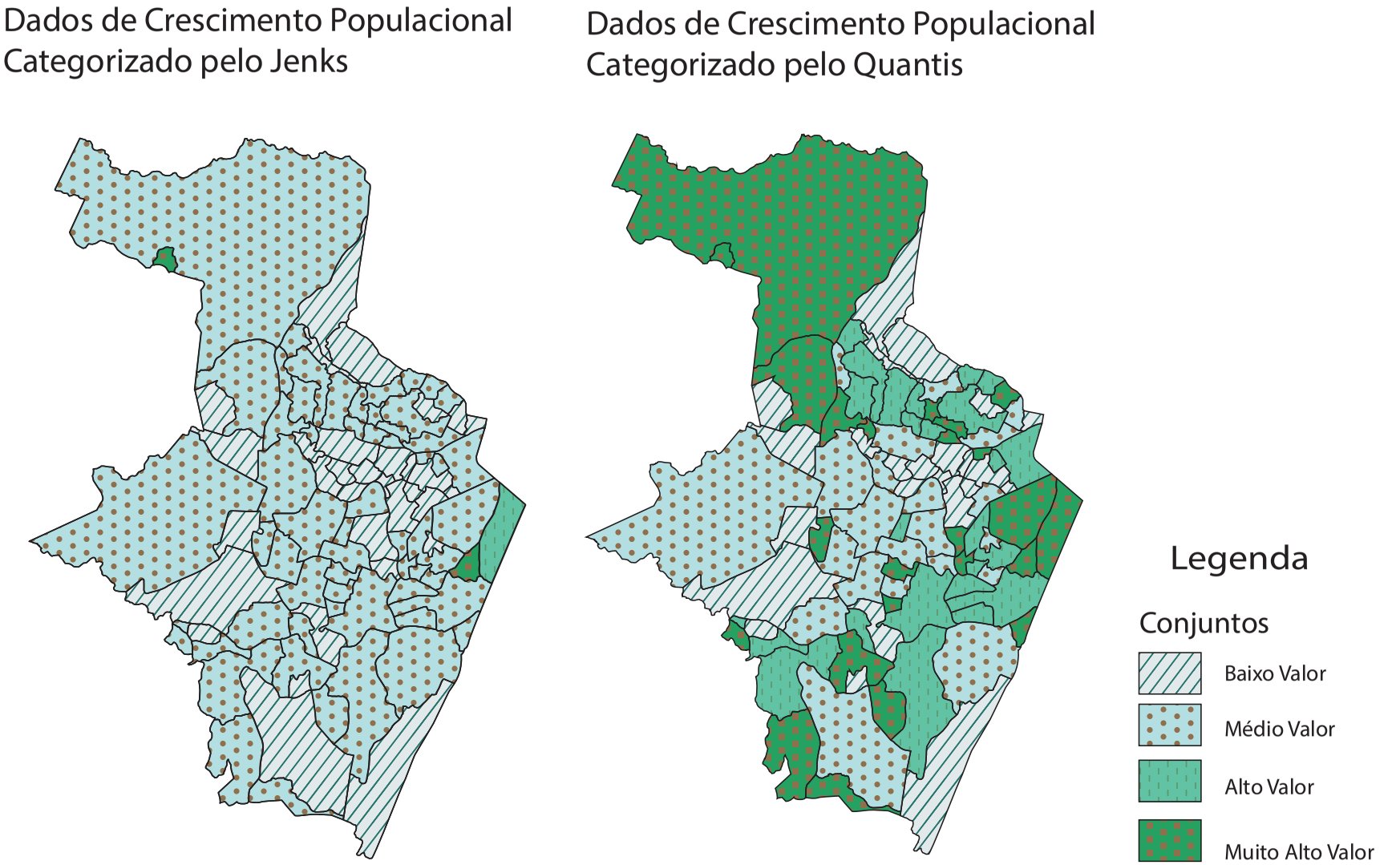

Figura 3.9: Mapa representativo do critério de crescimento populacional utilizando a classificação por "quebras naturais" (Jenks) e quantílica

Fonte: elaborado pela pesquisa

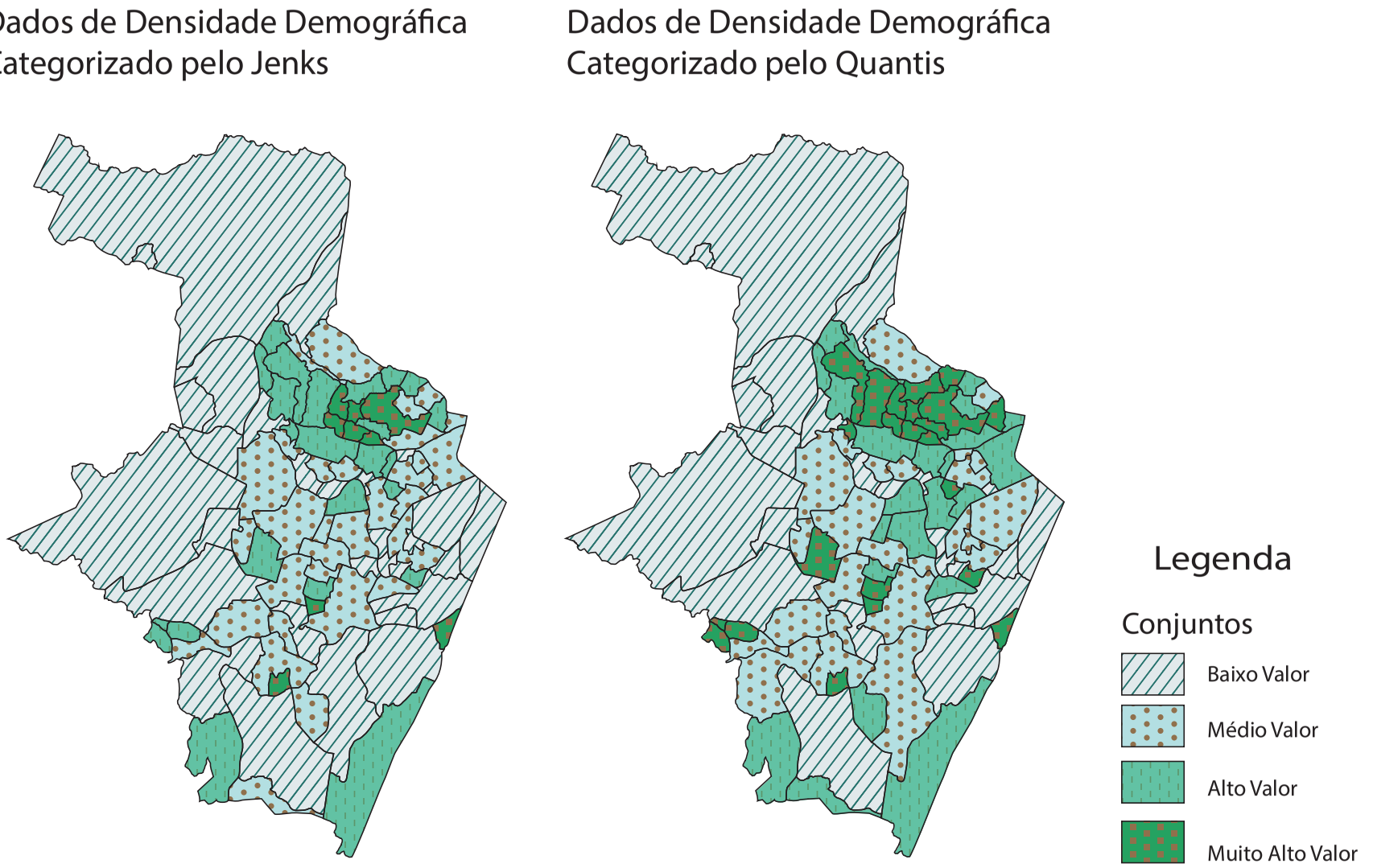

Figura 3.10: Mapa representativo do critério de densidade demográfica utilizando a classificação por "quebras naturais" (Jenks) e quantílica

Fonte: elaborado pela pesquisa

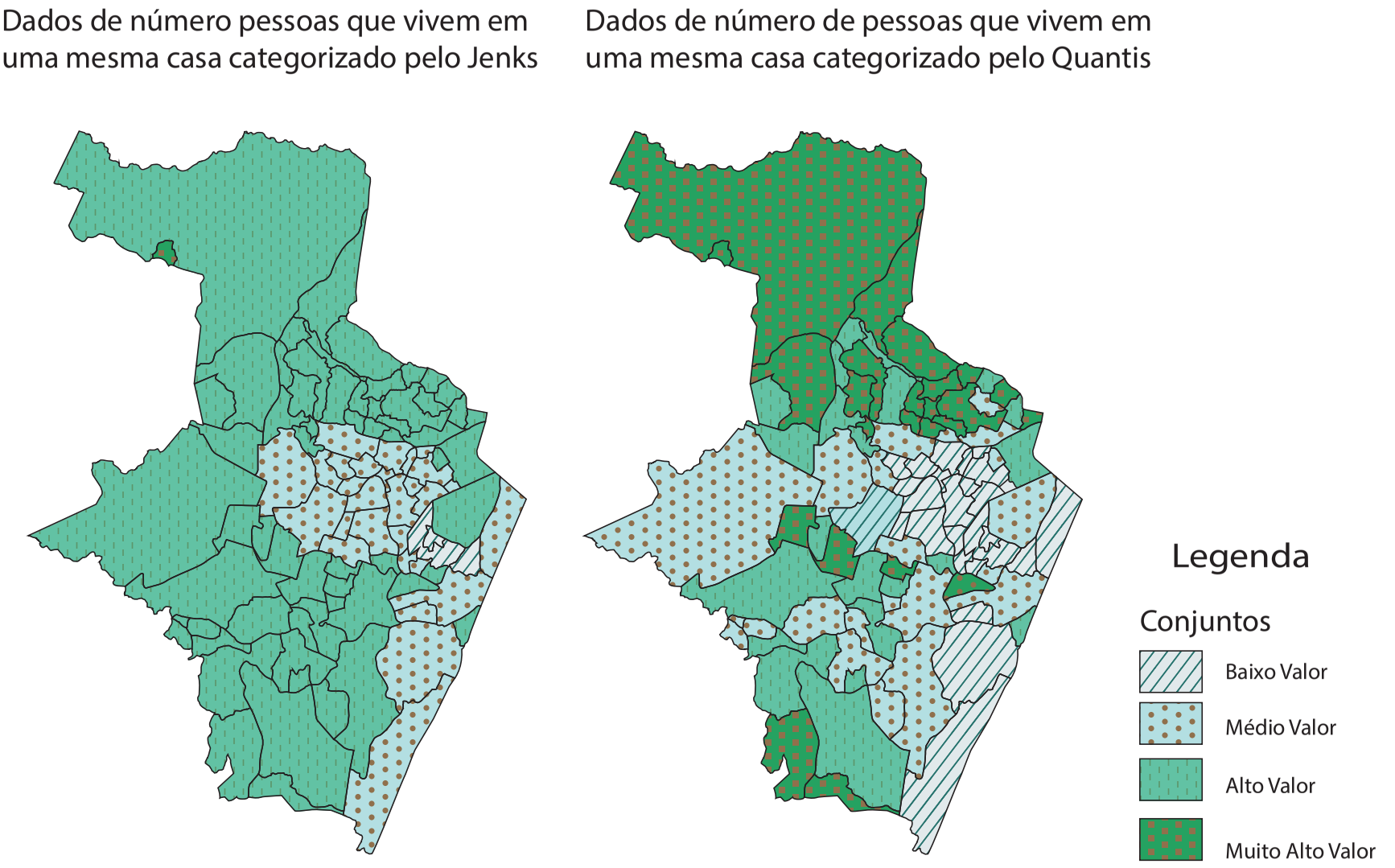

Figura 3.11: Mapa representativo do número de pessoas que vivem em uma mesma casa utilizando a classificação por "quebras naturais" (Jenks) e quantílica

Fonte: elaborado pela pesquisa

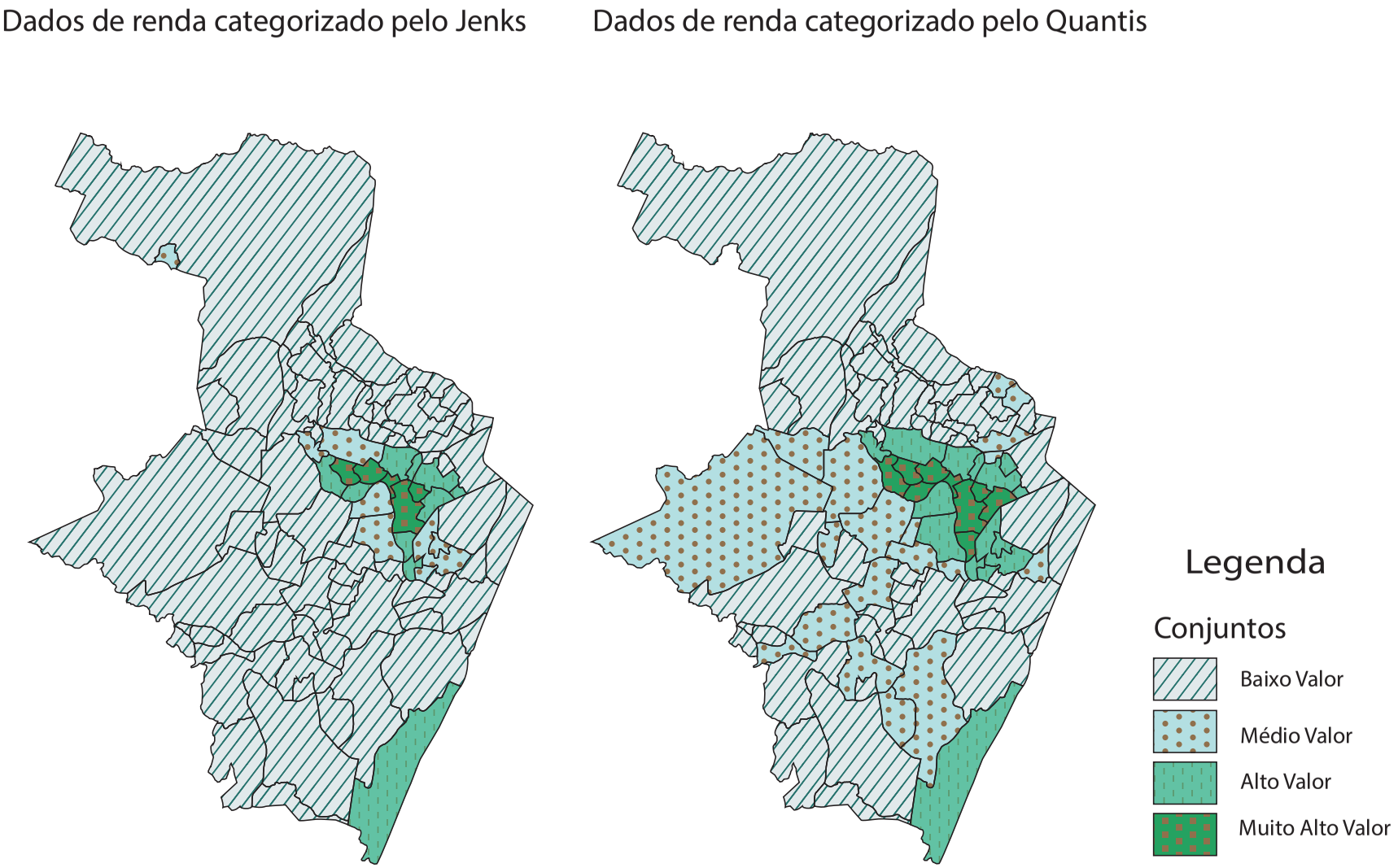

Figura 3.12: Mapa representativo da renda utilizando a classificação por "quebras naturais" (Jenks) e quantílica

Fonte: elaborado pela pesquisa

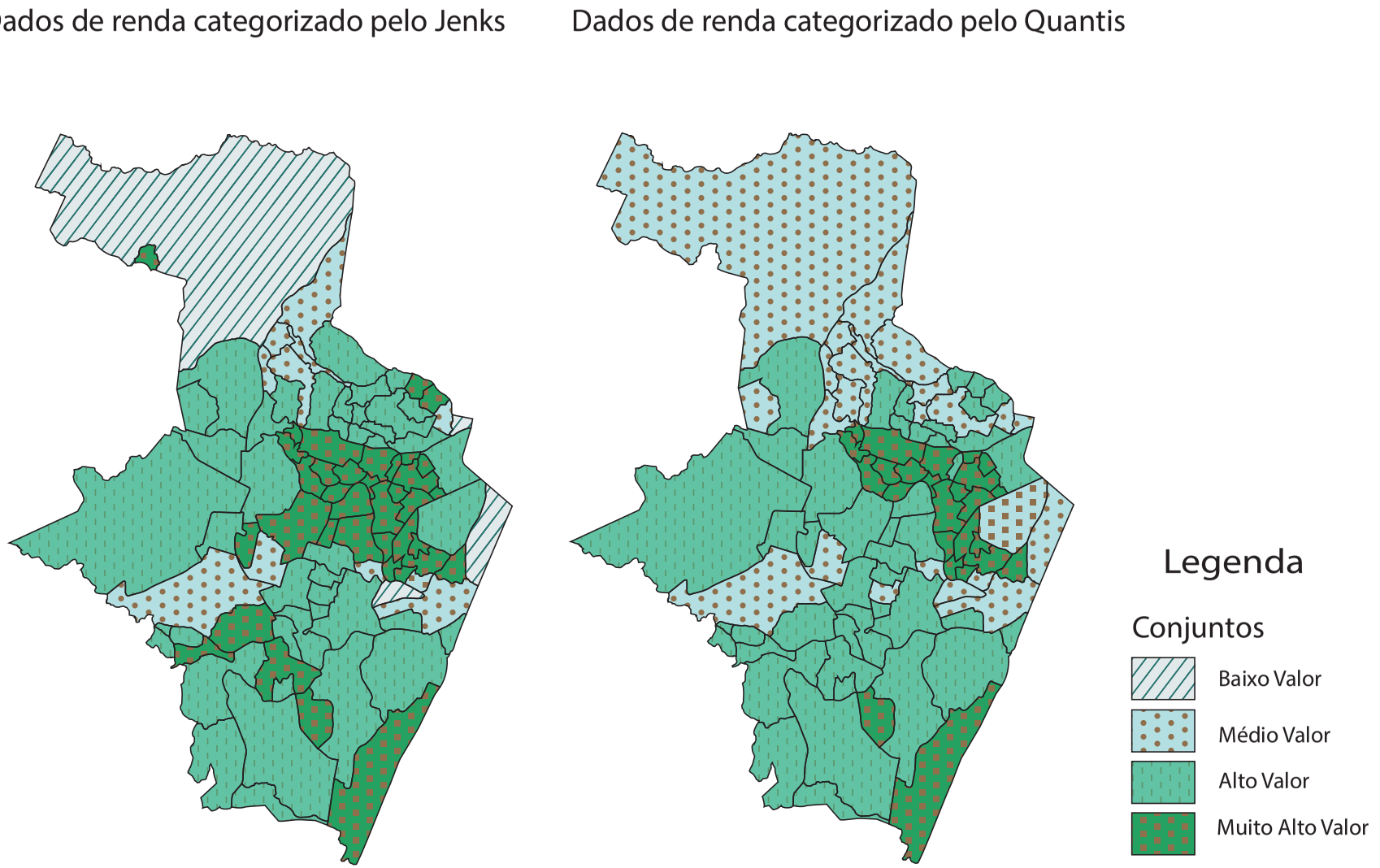

Figura 3.13: Mapa representativo da taxa de alfabetização utilizando a classificação por "quebras naturais" (Jenks) e quantílica

Fonte: elaborado pela pesquisa

A segunda etapa da metodologia é importante para testar se o critério é um critério espacial. Neste caso, percebe-se que todos os critérios enumerados têm algum grau de componente espacial, como foi observado por o valor do índice para o teste e p-valor observado na Tabela 3.5. Conforme exposto no Capítulo 2 quando o p-valor é menor do que 0,05, então rejeita-se a hipótese nula H_0 de que não há influência espacial. Neste caso todos os valores estão abaixo de 0,05 o que configura esta influência.

Tabela 3.5: Índice de Moran (I) para cada critério no modelo compensatório com ajuste espacial

Critério	**Índice de Moran (I)**	**p-value**
Densidade Demográfica	0,375547	0,01
Renda	0,610862	0,01
Crescimento Populacional	0,0947946	0,03
Taxa de Alfabetização	0,306348	0,01
Número de pessoas que moram em uma mesma casa	0,412416	0.01

A partir destes resultados é possível inferir que há uma grande probabilidade de que se consigam funções valores influenciadas pela questão espacial, já que todos os critérios considerados no modelo possui algum componente espacial. Com isto, é possível a passagem para a terceira fase em que o modelo SMARTER utilizado para a geração do vetor de constantes de escala a partir da ordem de preferências dos critérios do decisor em questão, conforme observado nas Tabelas 3.6.

A estrutura de preferências e as constantes de escala para cada critério são calculadas, conforme Tabela 3.7. A partir destes valores é possível o cálculo do Índice de Moran que tem o valor de 0,4557 e o p-value de 0,001. Com isto, verifica-se que há uma forte correlação espacial dos valores encontrados pela função.

Com esta análise percebe-se que o índice de Moran possui um valor bem elevado, ou seja, há uma forte influência espacial nos valores da função valor. Com isto, é possível a aplicação do diagrama de espalhamento de Moran para a geração do mapa, conforme

Tabela 3.6: Estrutura de preferências do decisor para o modelo compensatório com correção espacial

Critério	**Ranking**
Densidade Demográfica	1^o
Número de pessoas que moram em uma mesma casa	2^o
Crescimento Populacional	3^o
Renda	4^o
Taxa de Alfabetização	5^o

Tabela 3.7: Constantes de escala baseadas no SMARTER para o modelo compensatório com correção espacial

Critério	**Constantes de Escala**
Densidade Demográfica	0,45
Número de pessoas que moram em uma mesma casa	0,26
Crescimento Populacional	0,16
Renda	0,09
Taxa de Alfabetização	0,04

demonstrado na Fig. 3.14.

Com estes dados é possível perceber áreas bem uniformes, tais como a região nordeste do mapa em que se predominam valores altos da função. Contudo, é importante perceber a presença de fronteiras de risco do lado esquerdo em que há uma predominância de regiões com baixo valor.

Com isto, a tomada de decisão para a definição de políticas públicas neste contexto deve tentar difundir as ações e as características socioeconômicas e demográficas desta região nordeste para as regiões com condições piores, dado que esta má situação se

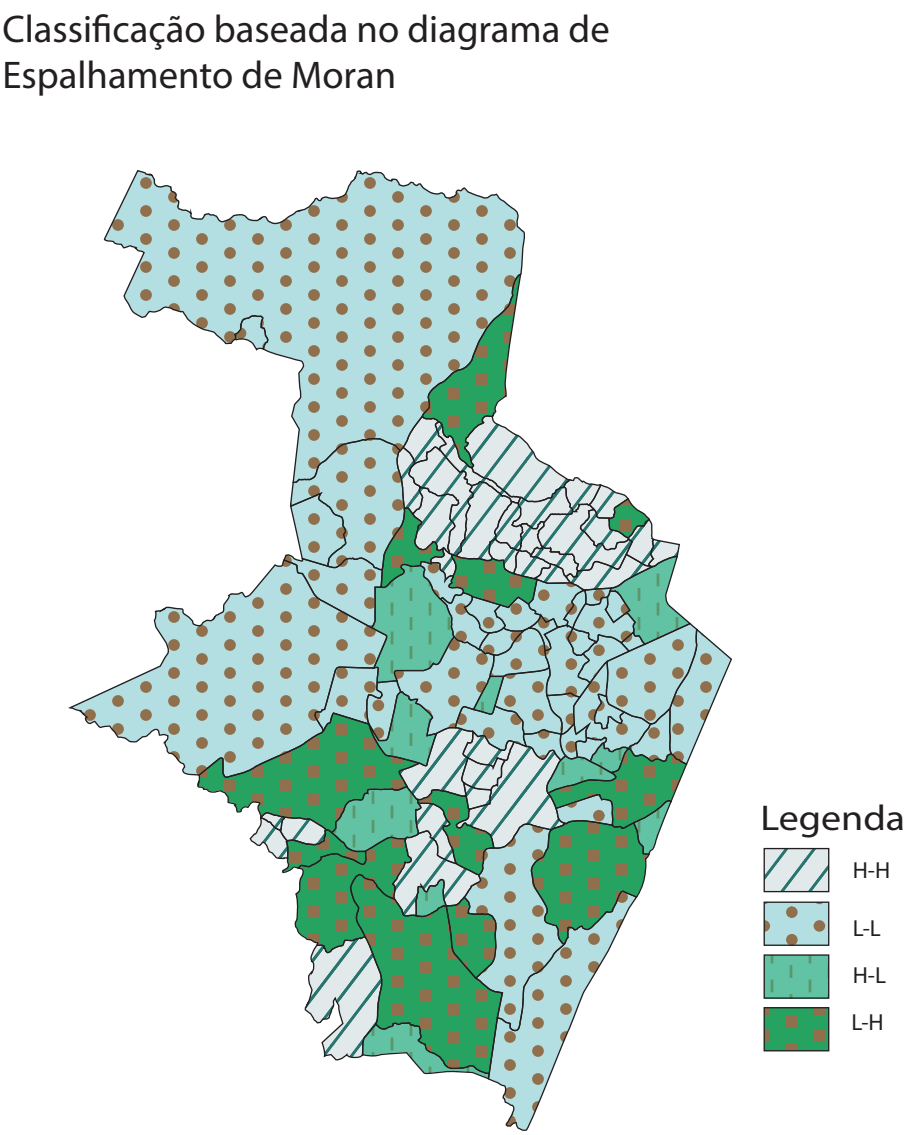

Figura 3.14: Mapa representativo dos resultados do modelo compensatório utilizando-se de correção espacial

Fonte: elaborado pela pesquisa

não controlada ou controlada de maneira equivocada pode levar a uma dispersão desta criminalidade aumentando as zonas problemáticas e não as reduzindo.

Quando se compara este mapa aos gerados pelos dados das funções valores baseados em análise quantil e por quebras ou "jenks" percebe-se mudanças visuais e de gestão, já que dentro desses contextos há uma menor uniformidade e uma redução do número de informações dos modelos, já que os mesmos fornecem uma informação ordinal, mas não

consideram a espacialidade, conforme pode ser observado nas Figuras 3.15 e 3.16.

Neste caso da divisão por quartis pela própria lógica da divisão tem-se uma divisão equilibrada das zonas o que pode gerar um viés na análise e na aplicação dos recursos, visto que pode existir dentro da cidade uma quantidade maior ou menor de regiões com necessidades de investimento do que outras dependendo das especificidades da região.

No caso das quebras naturais ("jenks") tem-se uma distribuição mais uniforme, mas não é possível uma análise de tendência da vizinhança e há uma elevada alocação dentro da 2^a menor zona gerando pouca diferenciação entre as regiões o que pode prejudicar a tomada de decisão neste contexto.

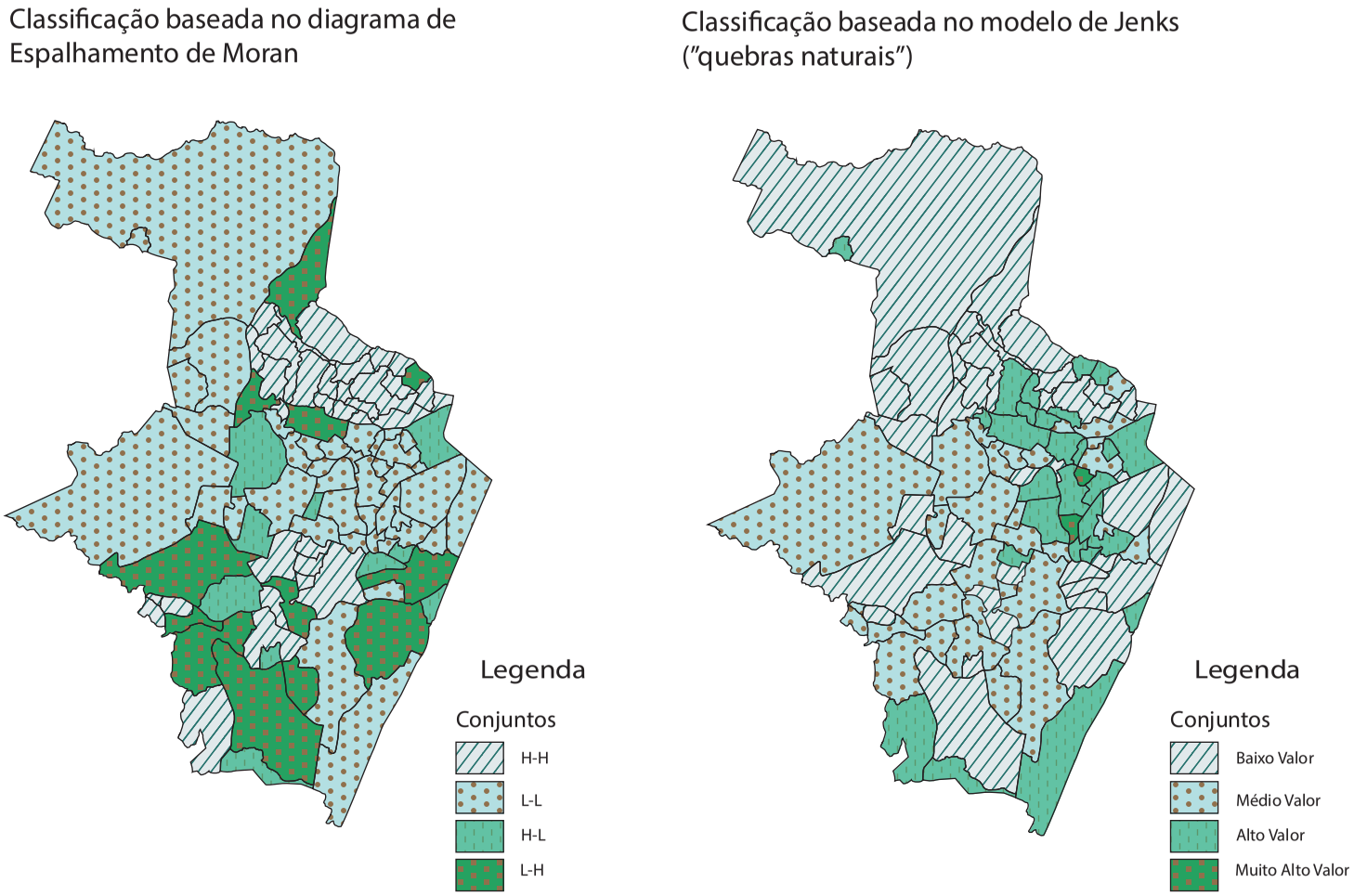

Figura 3.15: Mapa comparativos entre os resultados do modelo compensatório com correção espacial e o modelo de quantílico

Fonte: elaborado pela pesquisa

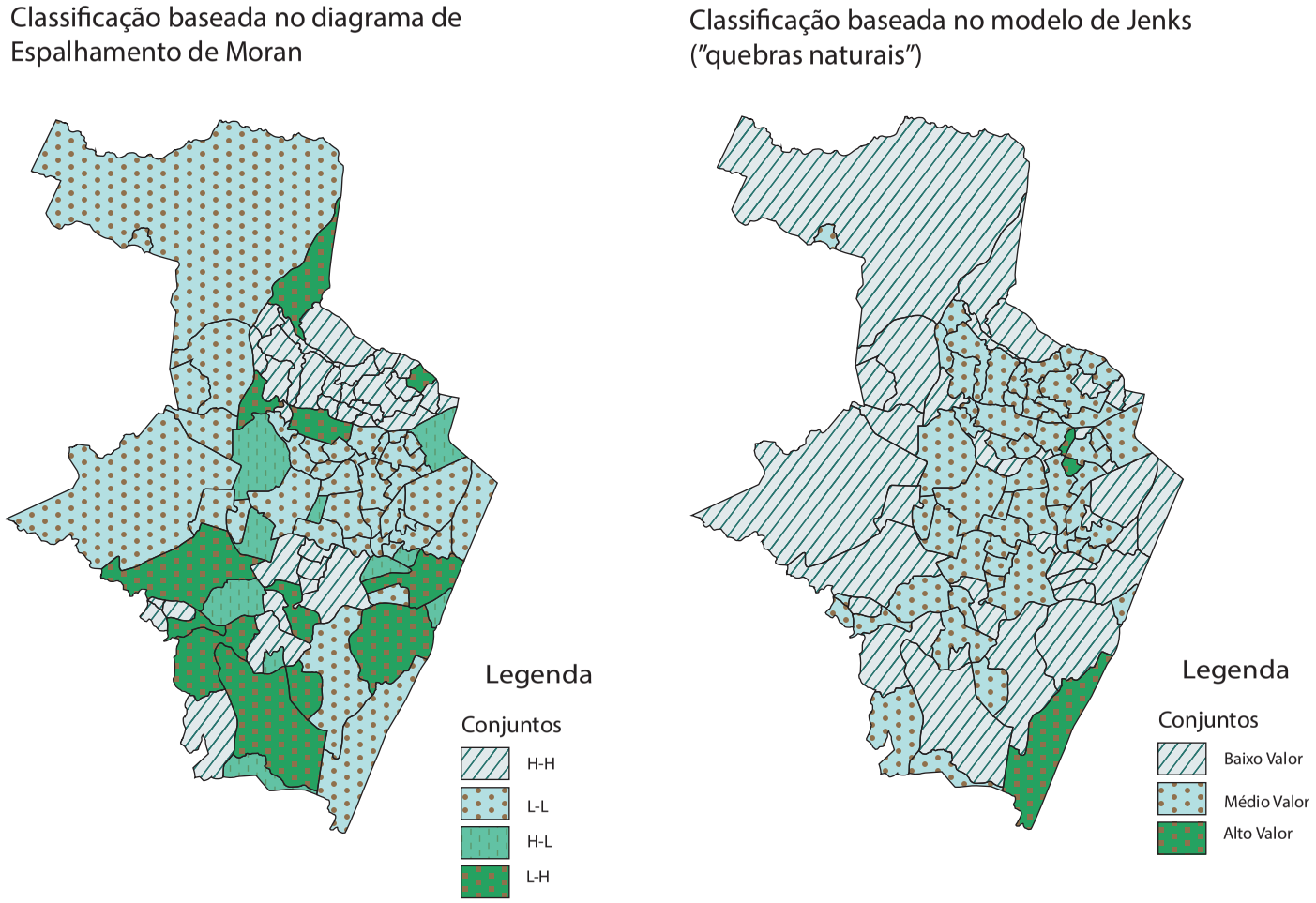

Figura 3.16: Mapa comparativos entre os resultados do modelo compensatório com correção espacial e o modelo de "quebras naturais"

Fonte: elaborado pela pesquisa

3.2.3 Comparação da metodologia multicritério e de análise estatística de grupamentos

A partir de uma análise de cluster utilizando o SIG da ESRI denominado de ARC-GIS comparou-se os resultados com a metodologia multicritério. Neste contexto, foram utilizados dois cenários estatísticos para a geração de resultados: um cenário em que há uma restrição de *"k-neighbors"* (k-vizinhanças). Esta característica garante que uma região próxima só pode ser agrupada com outra se não acontece uma divergência entre um número específico de k-neighbors, como mapa observado da Fig. 3.17.

A análise de agrupamento com uma restrição de k-neighbors constrói um grafo de conectividade representando as relações de vizinhança entre os recursos. A partir disso, o modelo gera uma árvore geradora mínima que resume as relações espaciais e busca similaridade nos dados utilizando um peso para cada aresta proporcional à similaridade dos objetos. No outro cenário em que que não especificou um espaço de restrição, as regiões foram agrupadas sem restrições espaciais, como observado no mapa da Fig. 3.18 utilizando o modelo do *"K-means"*.

Este modelo pode ser definido da seguinte maneira: sendo $x_1, x_2, x_3, x_4, , x_n$ um conjunto de regiões em um espaço p-dimensional busca-se minimizar a função objetivo dada por $F(x_1, x_2, x_3, x_4, , x_n) = \sum_{k=1}^{K} \sum_{x_i \in C_k} \parallel x_i - \overline{x}_k \parallel$,em que C_k é o centro estimado para o k^{th} cluster e nk é o número de pontos atualmente no k^{th} cluster (Fajnzylber *et al.* , 2002; Melnykov & Melnykov, 2014)

Como pode ser visto, quando utiliza-se uma restrição espacial o modelo não possui uma categorização equilibrada como se observa na Fig. 3.17. Estes resultados mostram-se muito diferentes dos encontrados no modelo compensatório com correção espacial. Na perspectiva gerencial, este modelo não traz uma boa recomendação para o problema tomador de decisão, visto que praticamente todas as regiões são alocados no subconjunto 4. É importante perceber que a análise estatística convencional neste caso não possui noção de ordem. Com isto, não é possível afirmar que o subconjunto 4 possui uma maior ou menor necessidade de priorização.

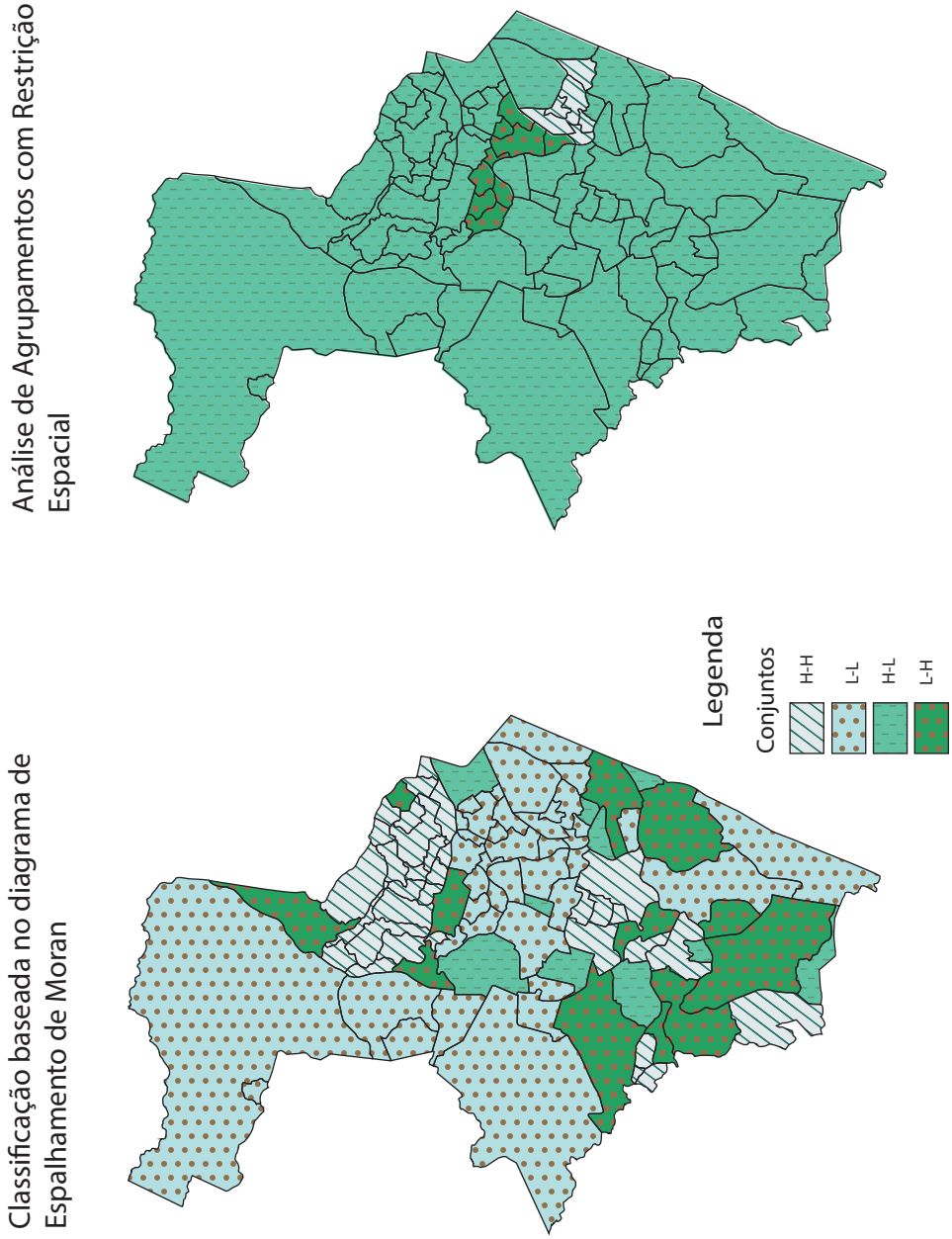

Figura 3.17: Mapa comparativos entre os resultados do modelo compensatório com correção espacial e o modelo estatístico de agrupamento espacial

Fonte: elaborado pela pesquisa

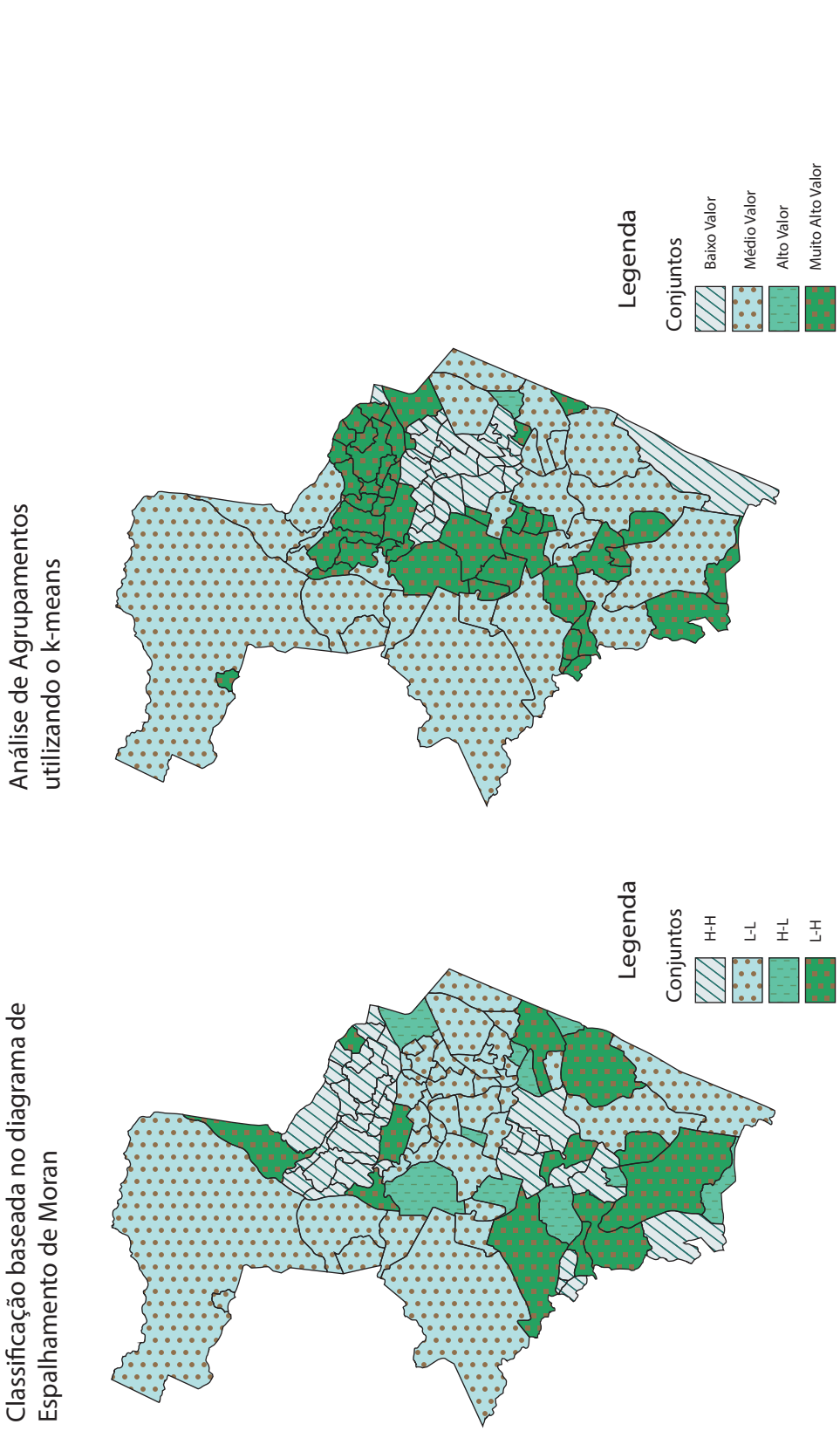

Figura 3.18: Mapa comparativos entre os resultados do modelo compensatório com correção espacial e o modelo estatístico k-means

Fonte: elaborado pela pesquisa

Quando se analisa o contexto do agrupamento sem restrição espacial há uma melhor distribuição das regiões nas categorias, mas também demonstra resultados divergentes de modelo multicritério compensatório. Além disto, conforme exposto acima esta análise de cluster estatística não possui noção de ordenação. Isto dificulta a alocação de recursos ou de políticas, já que não permite perceber qual região deve receber uma maior quantidade de determinado recurso, tais como viaturas, policiais, bases de monitoramento, dentre outros.

3.2.4 Considerações Finais do Modelo Compensatório com Ajuste Espacial

O modelo buscou combinar o método multicritério compensatório a uma análise estatística espacial das áreas buscando assim desenvolver uma metodologia que suporte o tomador de decisão nas tomada de decisão estratégica no contexto da segurança pública sem desconsiderar o componente espacial. Com isso, esta abordagem procura classificar as sub-regiões de uma área de estudo específica de acordo com diferentes critérios e estrutura de preferências do tomador de decisão.

Esta aplicação mostrou resultados diferentes quando se compara com o agrupamento de ferramentas de análise estatística. Esta diferença mostra o modelo de aplicabilidade, uma vez que incorpora a estrutura do tomador de decisão de preferência.

Além disso, é importante notar que os resultados mostraram diferenças interessantes e diferentes de um modelo multicritério convencional. Por exemplo, regiões com alto índice de pobreza, de baixa renda e os problemas demográficos não foram alocados na categoria 4 (região com alta necessidade de recursos), já que estão geograficamente próximos a regiões com boas condições socioeconômicas e demográficas. Ele traz implicações gerenciais importantes, já que os recursos poderiam ser alocados em regiões outras que não se tem esta proteção geográfica.

4 MODELOS MULTICRITÉRIO DE SOBRECLASSIFICAÇÃO

Neste capítulo são demonstrados dois modelos de sobreclassificação baseados no ELECTRE TRI-B que podem ser utilizados para suportar o planejamento da segurança pública.

O primeiro modelo desenvolvido que foi denominado de modelo ELECTRE TRI-B combinado a um sistema de informações geográficas tem como característica a aplicação do modelo multicritério combinado a um sistema de informações geográficas para visualização destes dados. A utilização deste modelo é importante em situações em que as regiões analisadas não possuem um forte componente espacial, ou seja, a vizinhança não exerce uma influência. O sistema de informações geográficas suporta o decisor na visualização destes dados possibilitando assim a percepção diferenciada das informações uma melhor tomada de decisão.

O segundo foi a metodologia multicritério não compensatória com correção espacial: uma proposta integrada para apoiar o planejamento estratégico da segurança pública. Neste contexto, em regiões com influência espacial os critérios são agregados levando em consideração esta espacialidade. Com isto, além de se aplicar a metodologia multicritério como forma de agregação consegue-se realizar uma correção espacial que permite a consideração de influência da vizinhança.

É importante perceber que os dois modelos possuem sua especificidade e sua aplicabilidade. Em regiões em que não há uma influência espacial dos critérios o primeiro modelo é o mais adequado, já que o mesmo não provoca uma perda da informação na conversão de dados na escala de razão/intervalares em dados ordinais provocado pelo modelo de ajuste espacial.

Enquanto isso, em situações de forte influência espacial, tal como observado na Cidade do Recife, se faz necessário a utilização de uma correção espacial, já que como demonstrado anteriormente o processo de difusão de algum critério pode influenciar negativa ou positivamente as taxas de criminalidade de uma região. Com isto, a aplicação

do modelo não compensatório com correção espacial se torna mais coerente.

4.1 Modelo ELECTRE TRI combinado a um Sistemas de Informações Geográficas (SIG)

Conforme exposto no Capítulo 2, a criminologia espacial busca entender a diferença na atividade criminosa através da paisagem urbana. Em sua maioria os modelos utilizam análise estatística espacial (Andresen, 2011; Andresen & Malleson, 2010; Stucky & Ottensmann, 2009; Tita & Radil, 2010; Townsley, 2009; Yang, 2009) e não consideram a visão do tomador de decisão.

Neste capítulo, um modelo é proposto para classificar as áreas em uma cidade com base em critérios socioeconômicos e demográficos, utilizados a partir de uma perspectiva multicritério de sobreclassificação. A classificação em zonas é relevante, tal como exposto na Seção 3.1, uma vez que existe uma falta de recursos que impede que todas as regiões de ter um grande conjunto de recursos para aplicar no contexto da segurança pública.

4.1.1 Formalização da proposta do modelo não compensatório sem correção espacial

A Tabela 4.1 elenca os fatores utilizados no modelo. Ao examinar esses fatores, alguns critérios foram definidos, como a densidade populacional, o crescimento da população e as pessoas que vivem em condições desfavoráveis que são considerados como critérios demográficos. O IDH (Índice de Desenvolvimento Humano), a concentração de renda e o grau de crimes registrados são considerados como fatores socioeconômicos.

Essas variáveis foram agregadas em um modelo multicritério para classificar zonas em uma cidade. Esta classificação suporta o tomador de decisão para alocar recursos de forma equitativa para as zonas no mesmo cluster. Além disso, permite uma melhor diferenciação em diferentes conjuntos de zonas com base em fatores que influenciam os níveis de violência.

Tabela 4.1: Caracterização dos critérios do modelo não compensatório sem correção espacial

Critério	**Escala**	**Tipo de Escala**
g1: Densidade Populacional	Pessoas/km^2	Escala de Razão
g2: Crescimento Populacional	Percentual	Escala Intervalar
g3: População vivendo em más condições	Percentual	Escala Intervalar
g4: IDH	Não-Dimensional	Escala Intervalar
g5: Concentração de Renda	Não-Dimensional	Escala Intervalar
g6: Grau de Ocorrências Policiais	Não-Dimensional	Escala Ordinal

No entanto em regiões com um baixo grau de ocorrências de criminalidade políticas públicas menos dispendiosas poderiam ser introduzidas como o uso de sistemas de monitoramento de câmera, policiamento comunitário e assim por diante. Portanto, um quadro foi elaborado para implementar o modelo de uma maneira consistente com o anterior, como observado na Fig. 4.1.

O quadro para o modelo foi dividido em três fases: Estruturação do problema, geração de resultados e análise dos resultados. Na primeira fase, as preferências do decisor são extraídas e a ordem de preferência é estruturada. Na segunda fase os vetores de peso são extraídos utilizando critérios classificados por uma simulação de Monte Carlo e o método multicritério é aplicado para todos os possíveis vetores de peso considerados de modo a gerar os indicadores para análise de robustez.

Na terceira fase uma análise dos indicadores é realizada e a sua robustez e posicionamento é avaliada. A partir desta fase, o GIS é usado para visualizar e analisar os resultados com o objetivo de difundir o conhecimento sobre o problema facilitando a visualização dos dados.

Por exemplo, existem algumas zonas em que tanto o volume de crimes e a tendência de crescimento da criminalidade é baixo, mas o mesmo está localizado em lugares com

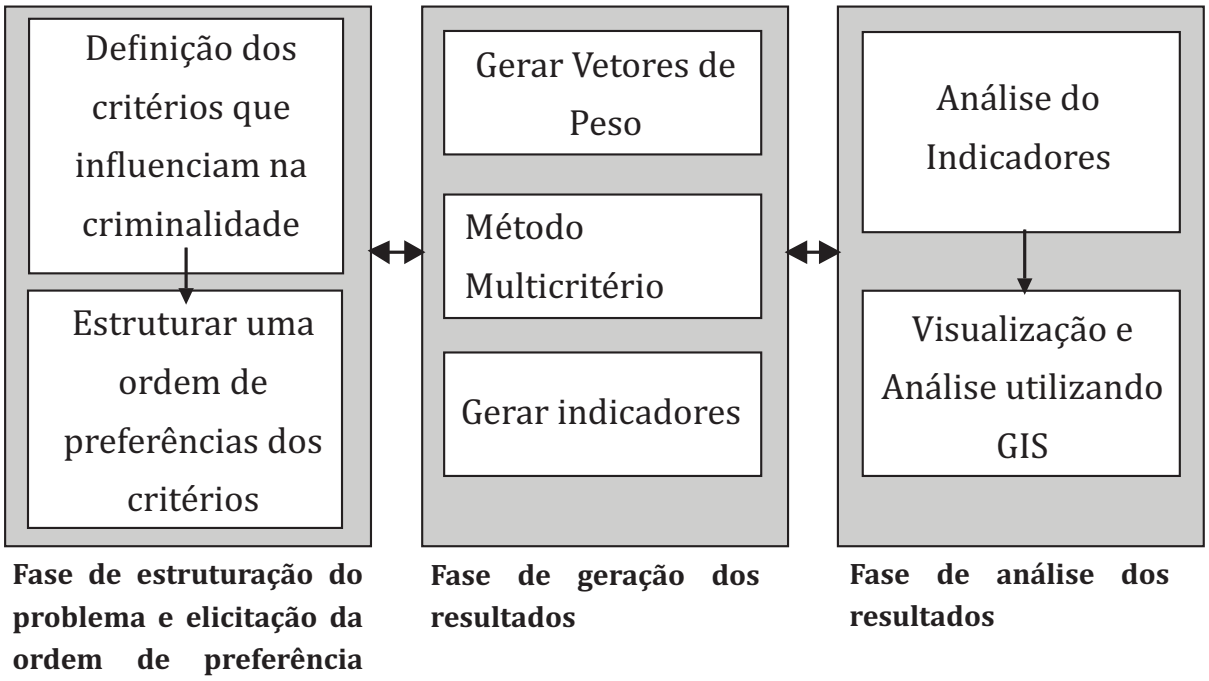

Figura 4.1: Framework do Modelo não-compensatório sem correção espacial

número de ocorrências elevadas. Portanto, nesses casos há uma necessidade de se definir políticas públicas de modo que não ocorra a propagação da violência para essas zonas.

4.1.2 Análise dos Indicadores

A integração do ELECTRE TRI-B e Monte Carlo leva à uma análise dos resultados mais acurada e reduz a necessidade de elicitação de parâmetros pelo tomador de decisão.

Os resultados do modelo podem ser avaliados por um conjunto de indicadores apoiando o decisor na análise dos resultados. Vetschera *et al.* (2010) propõe alguns indicadores para avaliar a robustez de modelos compensatórios e Tervonen *et al.* (2009) desenvolveu uma medida para avaliar a mobilidade das alternativas para cada classe dos métodos de sobreclassificação.

Portanto, foram considerados um conjunto de três indicadores. O índice cenário avalia o número de cenários possíveis, o índice de Comparação alternativa fixa e os índices de comparação de alternativas relaxado em que se analisam a mobilidade das alternativas entre as classes.

O Índice de Cenário (I_s) (Eq. 4.1.1) mede a volatilidade dos resultados, ou seja,

quanto maior o número de cenários, a robustez do modelo é reduzida. Esta medida é importante porque avalia a consistência com que alternativas permanecer na mesma classe. Assim, índices baixo tais como valores entre 0,0 e 0,30 demonstram que a robustez do modelo é boa.

$$I_s = \frac{C}{S.A} \tag{4.1.1}$$

Em que:

S: número de alternativas

C: número de cenários gerados

A: número de classes

O Índice de Mobilidade Interna (I_{MI}) (Eq. 4.1.2) compara o vetor de referência aos vetores de pesos gerados pela Simulação de Monte Carlo. É necessário avaliar a flexibilidade de alternativas a fim de analisar a alocação de alternativas para diferentes vetores de pesos com base na classificação do tomador de decisão da estrutura de preferências.

Portanto, valores elevados indicam que o modelo é robusto, visto que apresenta baixa variação entre a classe indicada pelo vetor de referência e os vetores gerados pela Simulação de Monte Carlo.

$$I_{MI} = \frac{n_1}{N} \tag{4.1.2}$$

Em que:

n_1: número de alternativas que se alocaram na mesma classe do vetor referencial

N: número de alternativas

O Índice de Mobilidade Externa (I_{ME}) (Eq. 4.1.3) avalia a mobilidade das alternativas entre um nível acima ou abaixo. Também é importante para avaliar a flexibilidade das alternativas.

$$I_{ME} = \frac{n_2}{N} \tag{4.1.3}$$

Em que:

n_2: número de alternativas que oscilaram em no máximo uma classe com relação ao vetor referencial

N: número de alternativas

Além destes, Vetschera *et al.* (2010) desenvolveu um indicador denominado de índice de validação, como observado na Eq. 4.1.4. Ele mede a mais alta probabilidade de que uma alternativa ser alocados para a mesma classe na maioria dos casos de simulação. Este indicador suporta o decisor para escolher uma classe apropriada para cada A_i alternativa, uma vez que este dá a maior probabilidade de que a alternativa será destinado a um conjunto.

$$I_v = \arg\max_s p(A_i^S) \tag{4.1.4}$$

Em que:

i: número da alternativa

s: classe de alocação

Segundo Jacquet-LagrÃÍze & Siskos (2001) e Vetschera *et al.* (2010) mostraram que a definição do vetor peso é uma das tarefas mais difíceis para o decisor. Portanto, ter vários indicadores suporta a análise do tomador de decisão dos resultados do modelo de acordo com seu sistema de preferência a fim de obter uma recomendação mais consistente.

4.1.3 Aplicação do modelo não-compensatório sem correção espacial

O modelo foi aplicado em Recife utilizando a divisão proposta na Seção 3.1 em que a divisão da cidade é realizada por unidades de desenvolvimento humano (UDHs). O grau de ocorrências, da mesma forma que na Seção 3.1, foi induzida a partir do conhecimento do decisor e cinco subconjuntos que variam de um nível muito baixo a um grau muito elevado de ocorrências de crescimento da criminalidade foi compilado, como mostrado na Fig. 4.3.

Assim, depois de tomar as preferências do decisor em conta, os limites das classes

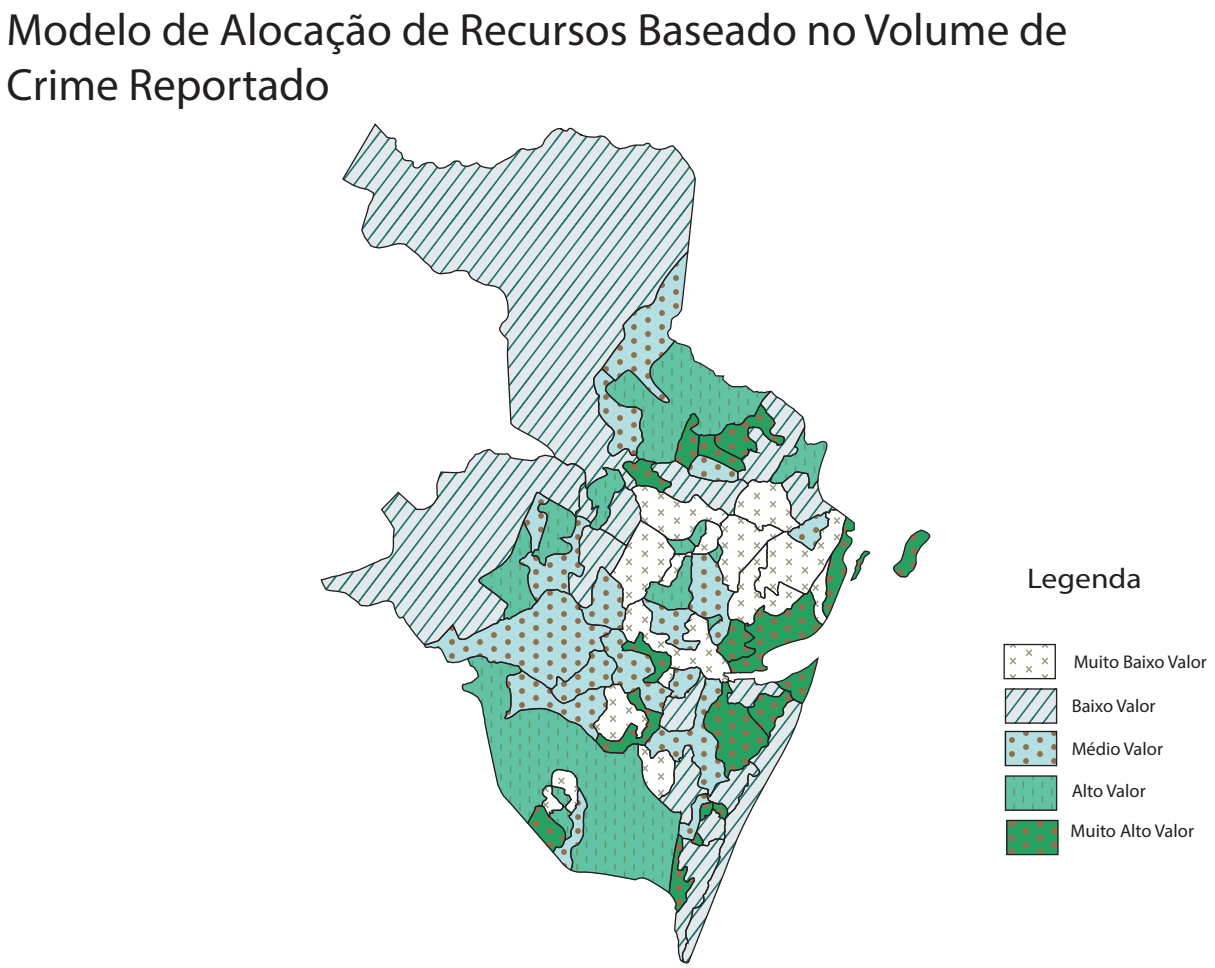

Figura 4.2: mapa do modelo monocritério baseado no volume de crime relatado

foram definidas dentro de uma escala que variou de b_1 a b_4, conforme exposto na Tabela 4.2.

Tabela 4.2: Caracterização dos critérios do modelo não compensatório sem correção espacial

Parâmetros dos limites de cada classe						
Critérios	**Min**	**Max**	b_1	b_2	b_3	b_4
g_1	0,0003	0,043	0,008	0,012	0,016	0,020
g_2	-2,53	7,06	-0,30	0,000	0,350	1,200
g_3	0	1	0,00	0,25	0,60	0,90
g_4	0,632	0,964	0,82	0,74	0,70	0,68
g_5	0,403	0,716	0,48	0,51	0,54	0,60
g_6	1	5	1	2	3	4

Além disso, um procedimento foi aplicado para determinar um ranking de preferências para o conjunto de critérios. Primeiro, os pesos foram atribuídos com base no

procedimento Simo's revisado Mousseau & Slowinski (1998). No entanto, o resultado deu maior importância ao primeiro critério (Percentagem da população vivendo em más condições) adicionando assim um vetor de peso com base em uma abordagem ad hoc, como observado na Tabela 4.3.

Tabela 4.3: Vetor Peso Referencial elicitado pelo decisor

Critério	**Ranking**	**Peso**
g3: População vivendo em más condições	1^o	0,30
g4: IDH	2^o	0,22
g6: Grau de Ocorrências Policiais	3^o	0,18
g1: Densidade Populacional	4^o	0,12
g5: Concentração de Renda	5^o	0,11
g2: Crescimento Populacional	6^o	0,07

Além disso, os parâmetros do perfil valores foram definidos como observados na Tabela 4.4. O perfil de indiferença ($q_j(b_h)$) revela a diferença entre a alternativa e o limite de classe que o tomador de decisão considera indiferente. No entanto o perfil de preferência ($p_j(b_h)$) revela a diferença entre a alternativa e o limite de classe que o tomador de decisão está relutante em definir se a alternativa é melhor ou indiferente ao limite Figueira & Roy (2002).

Tabela 4.4: Limiares de preferência e indiferença

Limiares de preferência e indiferença										
Critérios	**Min**	**Max**	$p_j(b_1)$	$p_j(b_2)$	$p_j(b_3)$	$p_j(b_4)$	$q_j(b_1)$	$q_j(b_2)$	$q_j(b_3)$	$q_j(b_4)$
g_1	0,003	0,043	0,003	0,005	0,005	0,007	0,001	0,001	0,001	0,002
g_2	-2,53	7,06	0,01	0,01	0,01	0,01	0,005	0,005	0,005	0,005
g_3	0	1	0,05	0,05	0,05	0,05	0,025	0,025	0,025	0,025
g_4	0,632	0,964	0,01	0,01	0,01	0,01	0,005	0,005	0,005	0,005
g_5	0,403	0,716	0,005	0,005	0,005	0,005	0,0025	0,0025	0,0025	0,0025
g_6	1	5	-	-	-	-	-	-	-	-

Tabela 4.5: Variação da alocação das alternativas com relação ao λ utilizado

Número de alternativas alocadas em cada conjunto por cada modelo					
Conjunto	**Monocritério**	$\lambda = 0,60$	$\lambda = 0,65$	$\lambda = 0,70$	$\lambda = 0,75$
Muito Alto	12	10	4	3	1
Alto	14	14	10	11	3
Médio	14	14	19	19	18
Baixo	11	21	21	21	21
Muito Baixo	11	3	8	8	19

As normas de classificação são determinadas pelo índice λ que mede o grau de prevalência entre a alternativa e o limite da categoria. Assim, o índice de credibilidade a ser utilizado pelo decisor é definido como uma variação do λ entre 0,60 e 0,75. Esta análise produziu diferenças significativas entre o modelo monocritério baseado no volume de crimes e os resultados gerados pelo modelo do ELECTRE TRI-B, tal como observado na Tabela 4.5.

Na Tabela 4.5 e nas Figs. 4.3, 4.4, 4.5 há muitas diferenças entre o modelo monocritério e o modelo não compensatório sem ajuste espacial, dado que se percebe a quantidade de alternativas em cada conjunto completamente diverso. Por exemplo, no conjunto muito alto tem-se 12 alternativas alocadas no modelo monocritério, enquanto no modelo multicritério com lambda=0,6 são alocadas 10 alternativas. Quando se utiliza os $\lambda = 0,7$ e $\lambda = 0,75$, então três e uma alternativas são alocadas.

O decisor seria obrigado a usar todos os 12 alternativas para disseminar os recursos sobre todas as áreas, sem ser capaz de identificar em que áreas uma maior percentagem desses recursos seria melhor gasto. Outro exemplo seria a alternativa A1 em que no modelo convencional é atribuída a um grau médio de ocorrências definidos conforme o grau de ocorrências modelo, mas no modelo multicritério é colocado em um grau de necessidade de recursos muito alta.

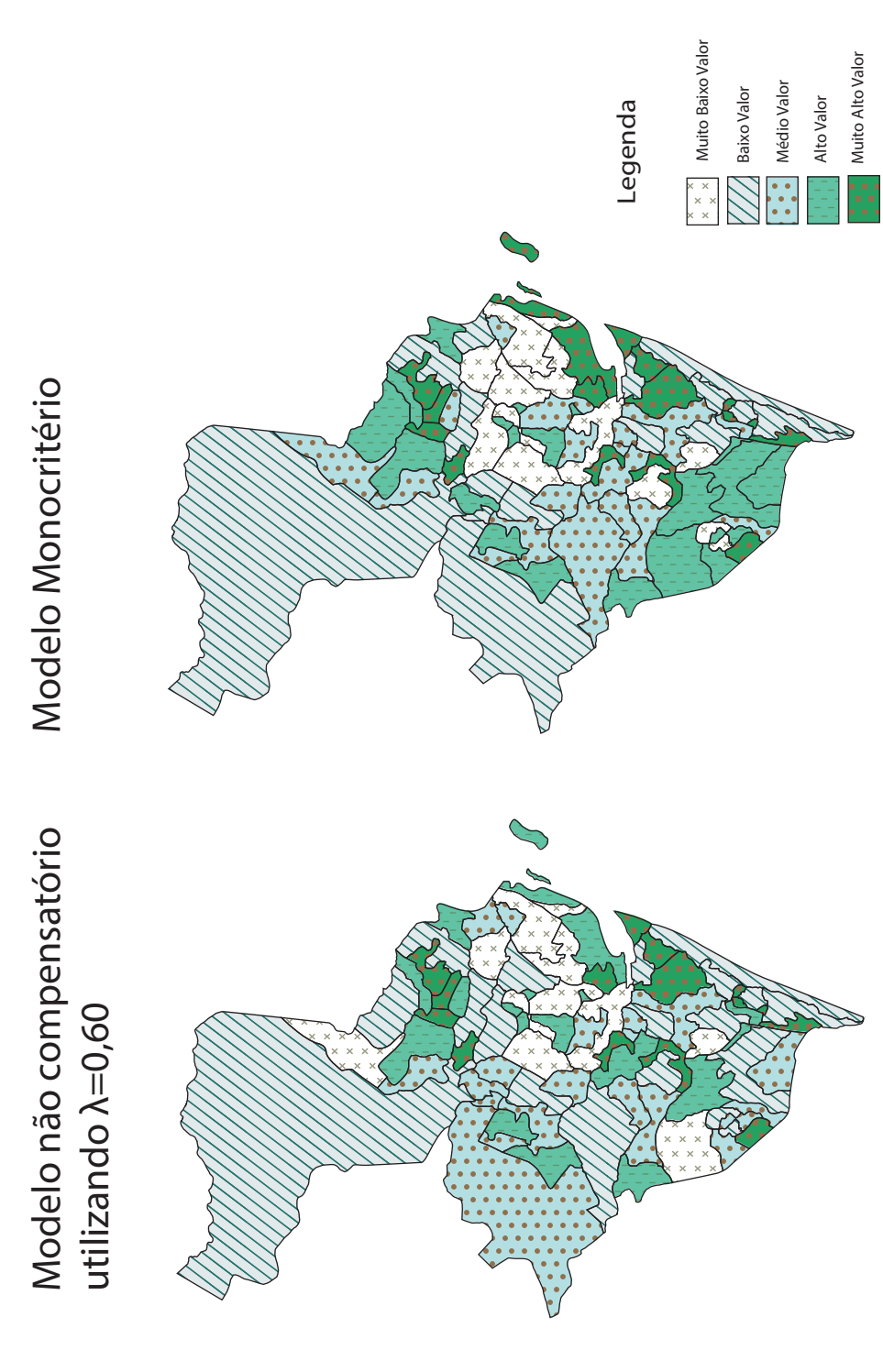

Figura 4.3: mapa comparativo entre o $\lambda = 0,60$ *e o modelo monocritério baseado no volume de crime relatado*

Figura 4.4: mapa comparativo entre o $\lambda = 0,65$ *e o modelo monocritério baseado no volume de crime relatado*

Figura 4.5: mapa comparativo entre o $\lambda = 0,70$ e o modelo monocritério baseado no volume de crime relatado

É necessário considerar também a análise de GIS que algumas zonas com um alto nível de crime relatado e uma tendência para a taxa de criminalidade a crescer estão perto de outras zonas em que essas taxas são baixas. Estas zonas exigem condições diferenciadas dado que, conforme exposto no Capítulo 2, estas políticas podem levar a um deslocamento da criminalidade.

Contudo, conforme já exposto é difícil para o decisor estabelecer um único vetor de peso, então foi aplicada a Simulação de Monte Carlo utilizando-se apenas da ordem de preferências dos critérios para produzir mil vetores uniformemente distribuídos. Assim, foram gerados um conjunto de vetores para o $\lambda = 0,60$, $\lambda = 0,65$ e $\lambda = 0,70$. A Tabela 4.6 mostra os valores para os indicadores I_{IM} e I_{ME}.

Tabela 4.6: Indicadores de robustez para o modelo não compensatório sem correção espacial

λ	**0,60**	**0,65**	**0,70**
Indicador			
I_{MI}	78,99%	78,42%	92,30%
I_{ME}	93,53%	95,17%	93,91%

Assim, esses indicadores mostram valores elevados para todos os lambdas. Isso mostra que o modelo é robusto, quando a questão da alocação alternativa é avaliada. No entanto, os problemas de índice de validade e de cenário também precisam ser avaliados.

Quanto à questão do índice de validade, Figs. 4.6 e 4.7 mostram que existe uma alta probabilidade para suportar o conjunto escolhido para todas as alternativas. Estes valores mostram que as alternativas não flutuam entre os conjuntos. Além disso, pode-se ver que não há muitas variações entre um e outro lambda.

Finalmente, quanto ao indicador de cenários encontrou-se um valor de 0,20. Isto revela que não há um número excessivo de cenários, ou seja, atesta a robustez do modelo. Por isso, é possível argumentar que esse modelo é robusto e aplicável para as regiões de classificação com base em fatores que influenciam as taxas de criminalidade.

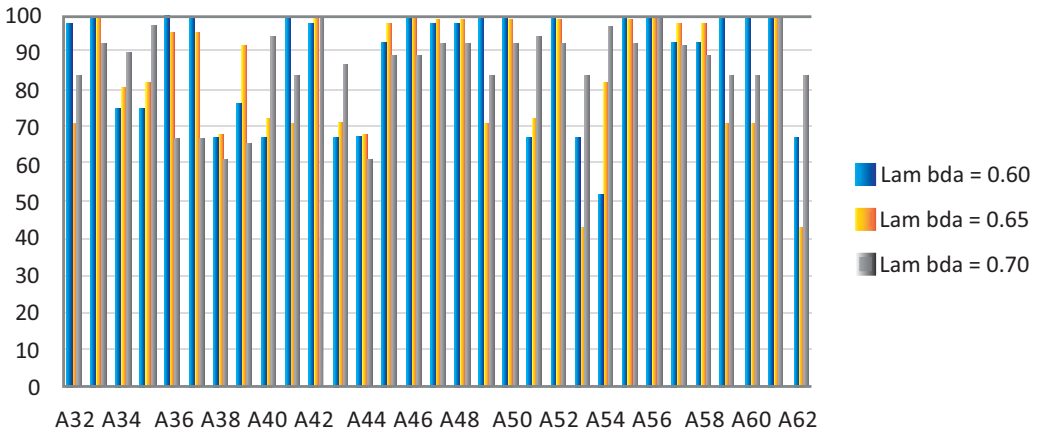

Figura 4.6: Índice de Validade para as alternativas A1 até A31

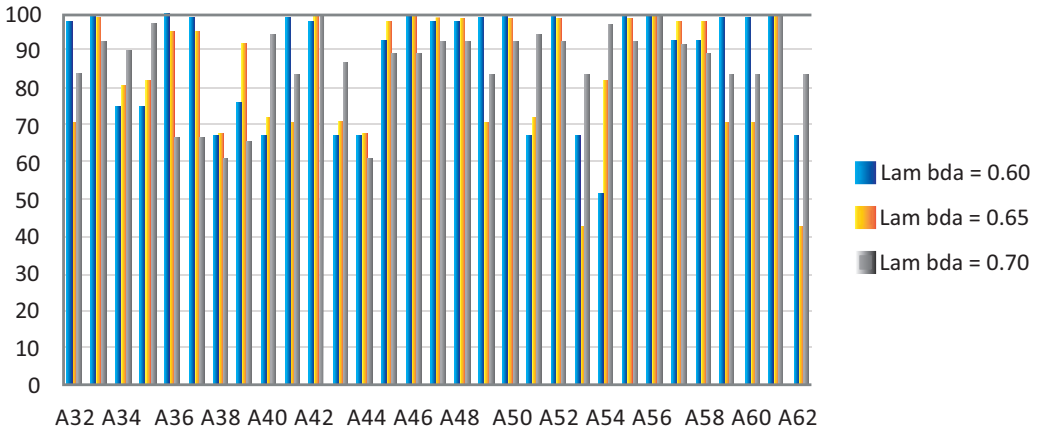

Figura 4.7: Índice de Validade para as alternativas A32 até A62

4.1.4 Considerações finais do modelo não compensatório sem correção espacial

Um modelo multicritério GIS foi elaborado para classificar zonas por fatores demográficos e socioeconômicos que podem ter um impacto sobre os níveis de violência em uma cidade, no Brasil , de modo a avaliar a aplicabilidade do modelo. Este modelo oferece uma contribuição para o planejamento da segurança pública , uma vez que é um ponto de partida para a elaboração de planos operacionais, táticas e estratégicas para apoiar o combate e redução da violência.

Existem diferenças entre o modelo monocritério e os modelos ELECTRE TRI-B. Por exemplo, o conjunto com maior necessidade de recursos quando se utiliza o modelo monocritério é formado por 12 alternativas em modelo de crimes registados, enquanto

no modelo multicritério alocam-se 10 alternativas e três alternativas usando um modelo utilizando $\lambda = 0,6$ e $\lambda = 0,7$.

Como se observa, essa distribuição diferenciada permite que recursos sejam alocados com base nas características individuais de cada zona. Isso permite que políticas públicas adequadas a elaborar para cada cluster, uma vez que as características socioeconômicas e demográficas devem ser semelhantes. Portanto, podemos concluir que o modelo desenvolvido é de fácil aplicação e pode ser expandido para outras regiões onde ele pode ajudar a melhorar a gestão da segurança pública.

4.2 Metodologia multicritério não compensatória com correção espacial: uma proposta integrada para apoiar o planejamento estratégico da segurança pública

Tobler (1970) enunciou que todas as coisas estão relacionadas, mas coisas que estão mais perto estão mais relacionadas entre si. Observa-se um aumento de artigos que integram sistemas de informação geográfica (SIG) e os modelos multicritério, tal como Tenerelli & Carver (2012) que aplicaram uma abordagem baseada em GIS multicritério para categorizar sistemas energéticos para agricultura; Demesouka *et al.* (2013) desenvolveram um método espacial UTA para o tratamento de águas residuais; Mendas & Delali (2012) aplicou o ELECTRE TRI para analisar a adequação de terras para a agricultura; Joerin *et al.* (2001) desenvolveu um artigo que integram os sistemas de informação geográfica para abordar a questão da aptidão de terras; Chang *et al.* (2008) desenvolveram uma análise de decisão multicritério para a seleção de aterros sanitários.

No entanto, o conceito de dependência espacial desenvolvido por Tobler (1970) e que ficou conhecido, conforme exposto no Capítulo 2, como a primeira lei da geografia é normalmente desconsiderada nesses artigos. Esta dependência espacial, conforme exposto no Capítulo 2, é medida estatística que é semelhante à correlação estatística e é denominada de autocorrelação espacial caracterizando-se por ser um produto cruzado.

O objetivo neste caso, similarmente, ao modelo exposto na Seção 3.2, é incorporar a autocorrelação espacial em um modelo de sobreclassificação incorporando ajustes espaciais . Coulson (1987) argumenta que as áreas de agrupamento baseados em características espaciais não são importantes, uma vez que os lugares mais próximos possuem valores semelhantes e são suficientes para considerar a espacialidade. No entanto, Traun & Loidl (2012) mostraram que essa suposição não considera a interação espacial entre as regiões e desproporções na categorização de regiões próximas podem ser provocadas.

Assim, foi desenvolvido um modelo similar ao desenvolvido na Seção 4.1 para modelos de sobreclassificação integrando a análise espacial de dados agregados poligonais ao ELECTRE TRI-B. Para isso, foi desenvolvido um modelo multicritério para dados poligonal que analisa a dependência espacial pelo Índice Global de Moran (I) desenvolvido por Moran (1950) e melhorado posteriormente (Anselin, 1995; Bivand *et al.* , 2009; Chen, 2013).

4.2.1 Modelo multicritério não compensatório com ajustes espaciais

Utilizando de uma estrutura similar a utilizada para o desenvolvimento do modelo aditivo desenvolveu-se um framework de aplicação, conforme demonstrado na Fig. 4.8.

O esquema possui uma fase de estruturação de problemas em que define-se os atores envolvidos, a região a ser analisada e os critérios necessários a análise. A segunda fase realiza uma análise espacial filtrando os critérios que possuem influência espacial dos que não possuem e separando-os em dois subconjuntos. A terceira fase gera os resultados a partir dos cálculos realizados no subconjunto com influência espacial e sem influência. Após a agregação intercritério define-se a classificação final e plota-se os resultados no mapa para posterior análise e tomada de decisão.

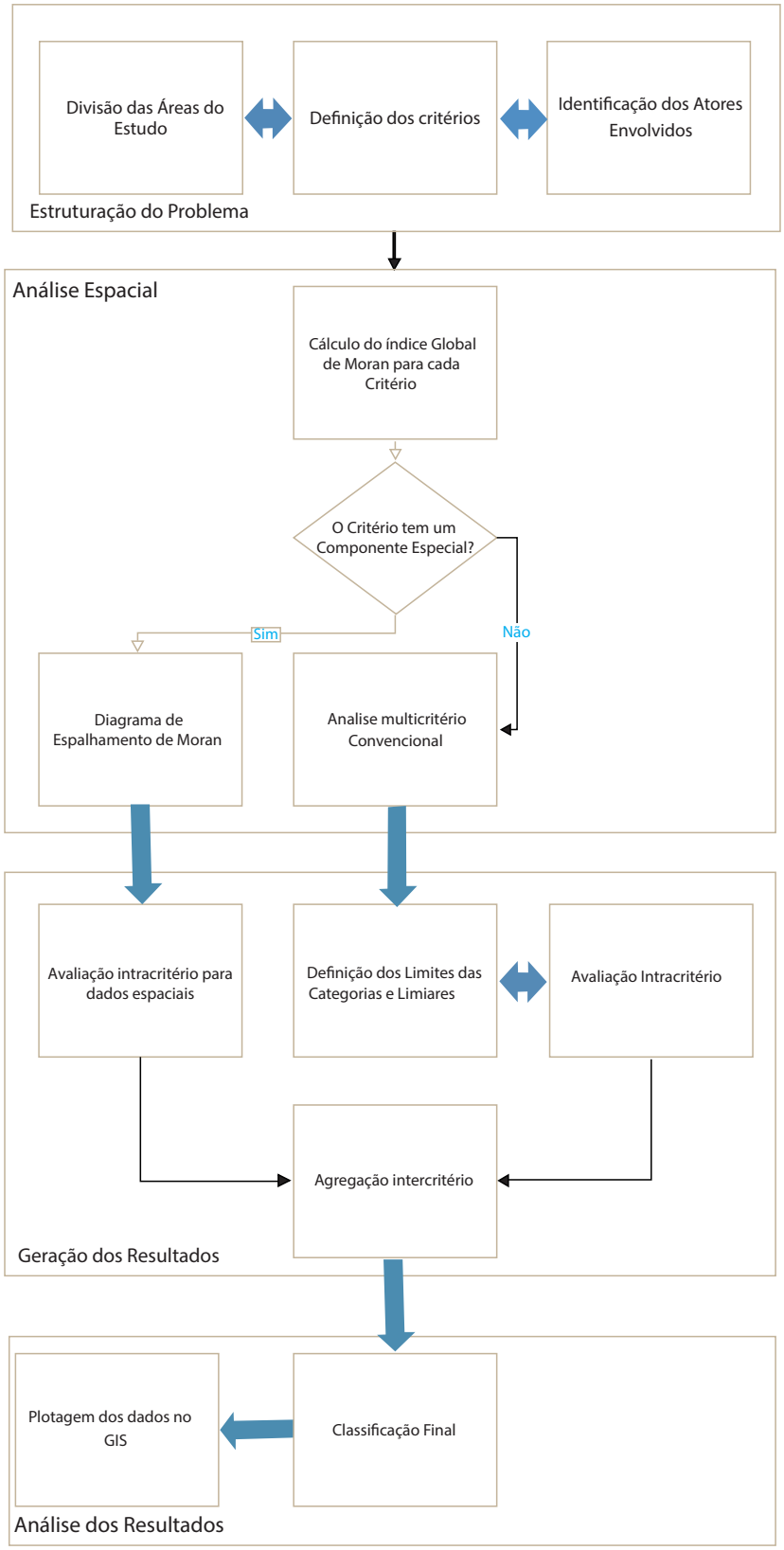

Figura 4.8: Fluxograma esquemático da aplicação da metodologia não compensatória com ajuste espacial

Para detalhar de maneira mais aprofundada foi desenvolvido um conjunto de definições e notações conforme exposto na subseção 4.2.1.1.

4.2.1.1 Conceitos: definições e notações

Usa-se como notação a nomenclatura e simbologia abaixo:

- $a_i, \forall i = \{1, 2, 3, ..., k\}$: conjunto finito de k subregiões que serão comparados sobre n critérios;
- $d_t, \forall t = \{1, 2, 3, ..., n\}$: conjunto finito de n critérios;
- $h(a_i, d_t), \forall i = \{1, 2, 3, ..., k\}, t = \{1, 2, 3, ..., n\}$: matriz valor para cada alternativa combinado a cada critério correspondente ao modelo;
- $e_{ij} \forall i, j = \{1, 2, 3, ..., k\}$: matriz de pesos normalizados para a contiguidade das áreas. Então, se uma região i está próxima de j recebe 1. Caso existam 2 regiões, então ela receberá 0,5 e assim sucessivamente;
- $w_t, \forall t = \{1, 2, 3, ..., n\}$: matriz de pesos dos n critérios.

4.2.1.2 Desenvolvimento do modelo multicritério com ajustes espaciais

Dado que $a_i, \forall i = 1, 2, 3, ..., k$, $d_t, \forall t = 1, 2, 3, ..., n$, $h(a_i, d_t)$ e e_{ij}, sendo $i \neq j$, tal como observado acima é possível calcular Índice de Moran I_t, como observado na Eq. 4.2.1. É importante perceber que $e_{ij} \neq 0 \leftrightarrow \{\text{i e j são vizinhos}\}$. Com isto, é possível subdividir os critérios com relação a necessidade ou não de ajustes espaciais.

$$I_t = \frac{k \sum_{i=1}^{k} \sum_{j=1}^{k} e_{ij} (h(a_i, d_t) - \frac{\sum_{i=1}^{k} h(a_i, d_t)}{k})(h(a_j, d_t) - \frac{\sum_{i=1}^{k} h(a_i, d_t)}{k})}{(\sum_{i=1}^{k} (h(a_i, d_t) - \frac{\sum_{i=1}^{k} h(a_i, d_t)}{k})^2)(\sum \sum_{i \neq j} e_{ij})} \tag{4.2.1}$$

Nessa proposição, todos os critérios que possuem característica espaciais são transformados em $d_{ts} = \{d_{s1}, d_{s2}, ..., d_{sm}\}$ que é uma partição de d_t e $d_t p$ é uma partição de

d_t que não possui interação espacial Com isto, $d_ts \cup d_tp = d_t$. Então a matriz $h(a_i, d_t)$ é dividida em duas submatrizes:

- $h_s(a_i, d_{ts})$: matriz valor para critérios com ajustes espaciais
- $h_p(a_i, d_{tp})$: matriz valor para critério sem ajustes espaciais

Com isto, a matriz valor para critério com ajustes espaciais utiliza como parâmetros quatro situações encontradas pelo diagrama de espalhamento de Moran, conforme exposto na Seção 3.2.

A partir disso, pode-se realizar a avaliação intracritério com base em métodos multicritério de sobreclassificação (Bouyssou & Pirlot, 2007, 2009; Roy, 1996). O conjunto de alternativas a_i deve ser comparada as categorias $b_f, \forall f = 1, 2, 3$ para cada critério. Isto possibilita o cálculo da concordância parcial para os critérios que não precisam destes ajustes, conforme observado na Eq. 4.2.2.

$$c_{tp}(a_i, b_f) = \begin{cases} 0 & \rightarrow \text{se } h(b_f, c_{tp}) - h(a_i, c_{tp}) \geq p(b_f, c_{tp}) \\ 1 & \rightarrow \text{se } h(b_f, c_{tp}) - h(a_i, c_{tp}) \leq q(b_f, c_{tp}) \\ \text{se não} & \frac{p(b_f, c_{tp}) + h(a_i, c_{tp}) - h(b_f, c_{tp})}{p(b_f, c_{tp}) - q(b_f, c_{tp}f)} \end{cases} \tag{4.2.2}$$

Além disto, é importante realizar a avaliação intracritério $\forall ts$ critérios que necessitam de ajustes espaciais e $\forall i$ alternativas, conforme esquematizado abaixo para funções de maximização:

- Se $h_s(a_i, c_{ts}) = HH \rightarrow c_{ts}(a_i, b_j) = 1, \forall j = \{1, 2, 3\}$
- Se $h_s(a_i, c_{ts}) = HL \rightarrow c_{ts}(a_i, b_j) = 1, \forall j = \{1, 2\}, c_{ts}(a_i, b_j) = 0, \forall j = 3$
- Se $h_s(a_i, c_{ts}) = LH \rightarrow c_{ts}(a_i, b_j) = 1, \forall j = \{1\}, c_{ts}(a_i, b_j) = 0, \forall j = \{2, 3\}$
- Se $h_s(a_i, c_{ts}) = LL \rightarrow c_{ts}(a_i, b_j) = 0, \forall j = \{1, 2, 3\}$

Com relação as funções de minimização para critérios com ajustes espaciais, tem se:

- Se $h_s(a_i, c_{ts}) = LL \rightarrow c_{ts}(a_i, b_j) = 1, \forall j = \{1, 2, 3\}$

- Se $h_s(a_i, c_{ts}) = LH \rightarrow c_{ts}(a_i, b_j) = 0, \forall j = \{1, 2\}, c_{ts}(a_i, b_j) = 1, \forall j = 3$
- Se $h_s(a_i, c_{ts}) = HL \rightarrow c_{ts}(a_i, b_j) = 0, \forall j = 1, c_{ts}(a_i, b_j) = 1, \forall j = \{2, 3\}$
- Se $h_s(a_i, c_{ts}) = HH \rightarrow c_{ts}(a_i, b_j) = 0, \forall j = \{1, 2, 3\}$

O índice de concordância global é computado pela soma de $c_{tp}(a_i, b_f)$ e $c_{ts}(a_i, b_f)$, como observado na Eq. 4.2.3.

$$c(a_i, b_f) = \frac{\sum_{s \in c_{ts}} w_s . c_{ts}(a_i, b_f) + \sum_{p \in c_{tp}} w_p . c_n(a_i, b_f)}{\sum_{s \in c_{ts}} w_s + \sum_{p \in c_{tp}} w_p} \tag{4.2.3}$$

$c(a_i, b_f)$ é o índice de concordância global e que representa a agregação critérios espaciais e não espaciais.

Sabe-se que:

- $w_s = \{w_{s1}, w_{s2}, , w_{sn}\}$: pesos dos critérios que precisam de ajustes espaciais;
- $w_p = \{w_{p1}, w_{p2}, , w_{pn}\}$: pesos dos critérios que não precisam de ajustes espaciais;

No entanto quando se aplica o modelo ELECTRE pode-se utiliza limiares de veto. Com isto, o cálculo do índice de credibilidade deve ser combinado com os índices de concordância, discordância e limiares de veto. Assim, o índice de discordância podem ser considerados nos critérios que não necessitam, conforme observado na Eq. 4.2.4.

$$d(a_i, b_f) = \begin{cases} 0 & \rightarrow \text{se } h(b_f, c_{tp}) - h(a_i, c_{tp}) \leq p(b_f, c_{tp}) \\ 1 & \rightarrow \text{se } h(b_f, c_{tp}) - h(a_i, c_{tp}) > v(b_f, c_{tp}) \\ \text{se não} & \frac{p(b_f, c_{tp}) + h(a_i, c_{tp}) - h(b_f, c_{tp})}{v(b_f, c_{tp}) - p(b_f, c_{tp})} \end{cases} \tag{4.2.4}$$

Com isto, o índice de credibilidade é calculado incluindo o índice de concordância e discordância global para critérios com correção espacial e para os que não possuam tal interação, tal como observado na Eq. 4.2.5.

$$\sigma(a_i, b_f) = c(a_i, b_f) . \prod_{j \in G} \frac{1 - d(a_i, b_{tp})}{c(a_i, b_{tp})} \tag{4.2.5}$$

Em que, $G = \{i \in G : d(a_i, b_f) > c(a_i, b_f)\}$. Diante disto, com o grau de credibilidade pode-se categorizar as alternativas aplicando a axiomatização fornecida por Figueira *et al.* (2005).

Assim, é importante notar que esta metodologia pode ser aplicada em outros métodos de sobreclassificação, como FlowSort (Janssen & Nemery, 2013; Nemery & Lamboray, 2008). Além disso, pode-se aplicar essa metodologia em qualquer contexto tomada de decisão, tais como gestão de recursos hídricos, o contexto criminologia, agricultura, uso da terra, instalações localização e outros contextos.

4.2.2 Aplicação da metodologia não compensatória com correção espacial

A metodologia foi aplicada na cidade de Recife. Esta cidade tem altas taxas de criminalidade e possui uma heterogeneidade de fatores socioeconômicos e demográficos entre as regiões. Assim, testamos a metodologia apresentada na Seção 2, nesta cidade para categorizar os bairros com base em critérios que são importantes no contexto da segurança pública. Esta classificação tem como objetivo promover uma melhor alocação de recursos financeiros, policiais ou equipamentos do que uma decisão baseada em intuição.

Neste contexto, são listados dois conjuntos de critérios que alguns sub derivados, tal como descrito na Fig. 4.9. Os dados do Censo do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística de 2010 e seguem a mesma parametrização do modelo proposto na Seção 3.2. Estes dados foram representandos visualmente nas Figs. 3.9, 3.10, 3.11, 3.12 e 3.13 da Seção 3.2.

Assim, normatiza-se a aplicação da metodologia em um fluxograma esquemático, tal como se observa na Fig. 4.8 em que se definiu um especialista na segurança pública como decisor. A segunda etapa da metodologia testa se o critério deve passar por correção espacial. Para isto, o Índice de Moran é calculado para cada critério. Neste caso, percebe-se que todos os critérios enumerados têm algum grau de componente espacial, como foi observado por o valor do índice para o teste e *p-valor* mostrado na Tabela 4.7. Foi utilizado o software Terraview desenvolvido pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE)

Figura 4.9: Estrutura hierárquica dos critérios para o modelo não compensatório com ajuste espacial

para cálculo destes índices.

Assim, aplica-se o Diagrama de Espalhamento de Moran, como observado na Fig. 4.10, para categorizar cada critério individualmente nas quatro categorias: Alto-Alto, Alto-Baixo, Baixo-Alto e Baixo-Baixo.

Assim, precisa-se agregar este critério em um único mapa utilizando a estrutura de preferências do decisor. Com a definição dos tipos de função de conversão e subconjuntos espaciais de valores numéricos que pode realizar a comparação par-a-par intracritério, como observado na Tabela 4.7. Com isto, definem-se os pesos para cada critério e agregam-se os critérios com base no vetor de peso referencial, como demonstrado na Tabela 4.7. Assim, os critérios podem ser agregados utilizando-se de um $\lambda = 0,60$ para se obter a classificação final destas alternativas.

Tabela 4.7: Índice de Moran calculado para cada critério para o modelo não compensatório com correção espacial

Critério	**Índice de Moran**	**p-valor**
Densidade Demográfica	0,375547	0,01
Renda	0,610862	0,01
Crescimento Populacional	0,0947946	0,03
Taxa de Alfabetização	0,306348	0,01
Número de pessoas que vivem em uma mesma moradia	0,412416	0,01

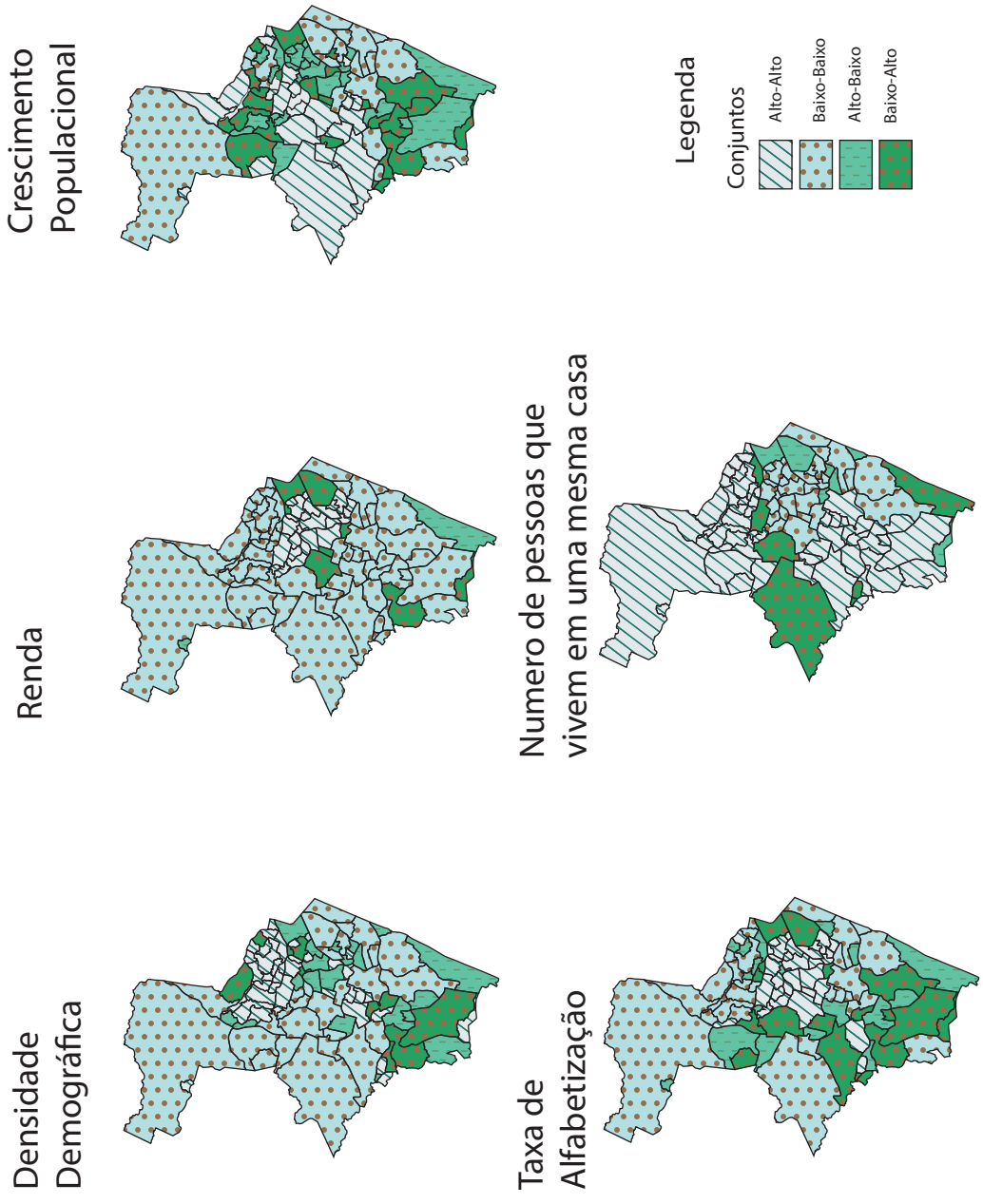

Figura 4.10: Categorização monocritério baseada no diagrama de espalhamento de Moran

4.2.3 Discussão e análise dos resultados do modelo não compensatório com correção espacial

Como discutido acima, a partir da análise do mapa percebe-se que não há mudanças bruscas na categorização das regiões vizinhas, como demonstrado na Fig. 4.11. Isto corrobora com a visão da influência espacial entre regiões fronteiriças reforçando a visão de Tobler e da autocorrelação espacial.

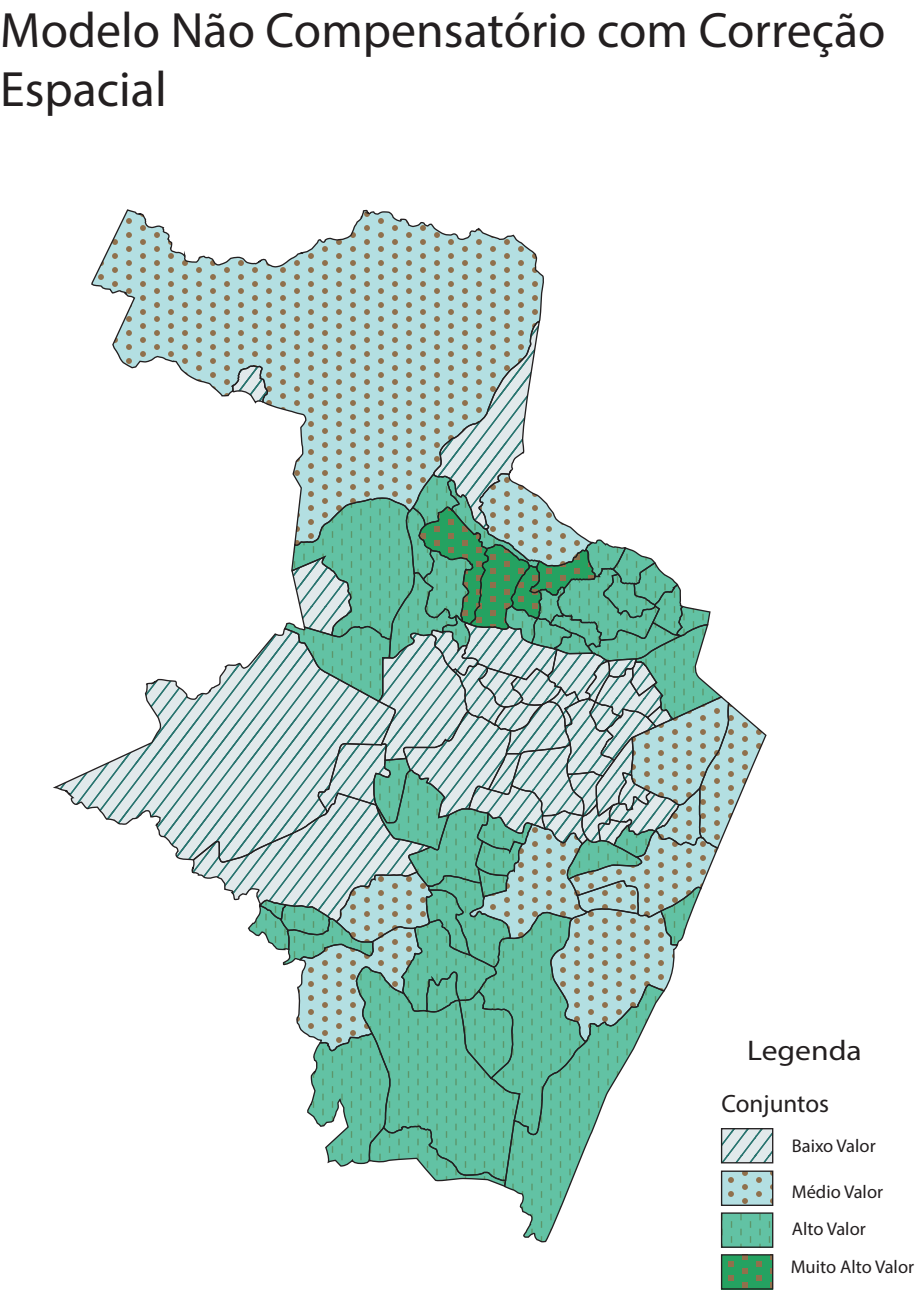

Figura 4.11: Resultados do modelo não compensatório com correção espacial

Do ponto de vista da gestão, o modelo trouxe questões interessantes , uma vez que as regiões como “Brasília Teimosa” e “Pina” (lado leste do mapa) que têm alto índice de pobreza e problemas demográficos não foram alocados no subconjunto de alta necessidade de recursos. Este quadro foi provocado pelas regiões vizinhas que criaram uma proteção social reduzindo assim a proliferação de crime.

No entanto em algumas regiões com alta renda e qualidade de vida (mapa sudeste) foram alocados subconjunto de alta necessidade de recursos, uma vez que está cercada por regiões de alta pobreza e de baixa renda. Assim, se não consideramos o componente espacial das regiões vizinhas os resultados gerados seriam completamente diferentes.

Foi aplicado o método ELECTRE TRI-B, baseado na Classificação de Jenks e quantílica para comparar os resultados com a metodologia . Como pode ser observado na Fig. 4.12, o modelo multicritério traz um resultado melhor quando você compara com o Jenks e de quantis, uma vez que se tem uma contiguidade espacial e uma distribuição equilibrada regiões nas categorias . Por exemplo, o alto conjunto é formado por quatro alternativas que são vizinhas.

No contexto do Jenks se observa uma grande quantidade de regiões alocadas no ubconjunto de alta necessidade recursos. Além disso, tem-se um grande número de alternativas em um mesmo conjunto. No contexto quantílico, tem-se uma distribuição melhor em relação ao Jenks, mas há uma grande quantidade de regiões sem contigüidade espacial.

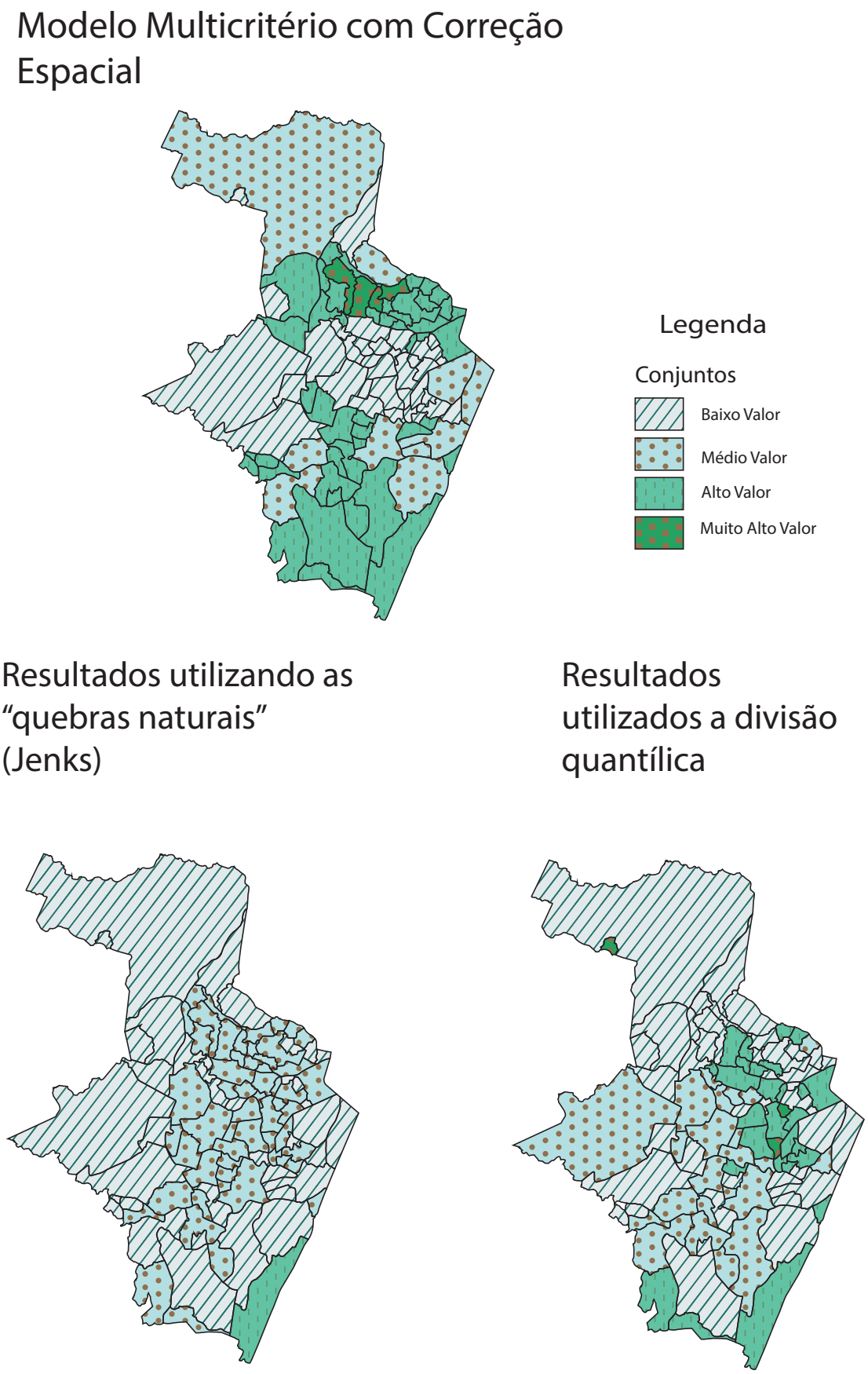

Figura 4.12: Comparação entre o modelo multicritério e os resultados baseados na classificação Jenks e quantílica

4.2.4 Considerações finais do modelo não compensatório com correção espacial

O método multicritério não compensatório foi combinado a uma análise estatística espacial de áreas buscando assim desenvolver uma metodologia híbrida que suporte o decisor a tomar decisões seguindo sua estrutura de preferências sem desconsiderar a necessidade de ajustes espaciais. Com isto, esta abordagem procurou classificar as subregiões do Recife de acordo com diferentes critérios e estrutura de preferências do tomador de decisão.

É importante notar que os resultados mostraram diferenças interessantes entre o modelo multicritério convencional uma vez que as regiões com alto índice de pobreza, de baixa renda e os problemas demográficos não foram alocados na categoria 4 (muito alta necessidade de recursos) uma vez que estão geograficamente próximo a regiões com bons indicadores demográficos e sociais. Isto traz implicações gerenciais importantes, já que uma maior quantidade dos recursos poderia ser alocada em regiões que não têm essa proteção geográfica.

4.2.5 Comparações dos resultados do modelo com ajuste espacial aditivo e de sobreclassificação

É pacificado na literatura de decisão multicritério que os métodos aditivos e de sobreclassificação não podem ser comparados por se adequarem a diferentes problemáticas e contextos de decisão. Contudo, é importante perceber as diferenças entre os resultados gerados pelo contexto aditivo e de sobreclassificação.

Primeiramente, o modelo aditivo não gera um modelo ordinal, já que o modelo gera quatro subconjuntos relacionados a questão da espacialidade (HH, HL, LH e LL). Contudo, o modelo de sobreclassificação gera subconjuntos ordinais que seguem da maior prioridade a menor prioridade de investimentos.

Ao se analisar os mapas, conforme demonstrado na Figura 4.13. Os dois modelos trazem uma homgeneidade dos resultados melhor do que os modelos monocritério ou base-

ado em análise estatística convencional. Contudo, devido a compensatoriedade percebe-se zonas mais contíguas que o modelo não compensatório, tal como observado na região de alto valor de função aditiva que possui uma grande região na porção nordeste do mapa enquanto que no modelo não compensatório verifica-se quatro bairros também contíguos.

Com isto, é importante perceber que os dois modelos são aplicáveis e possuem sua importância em diferentes contextos de decisão.

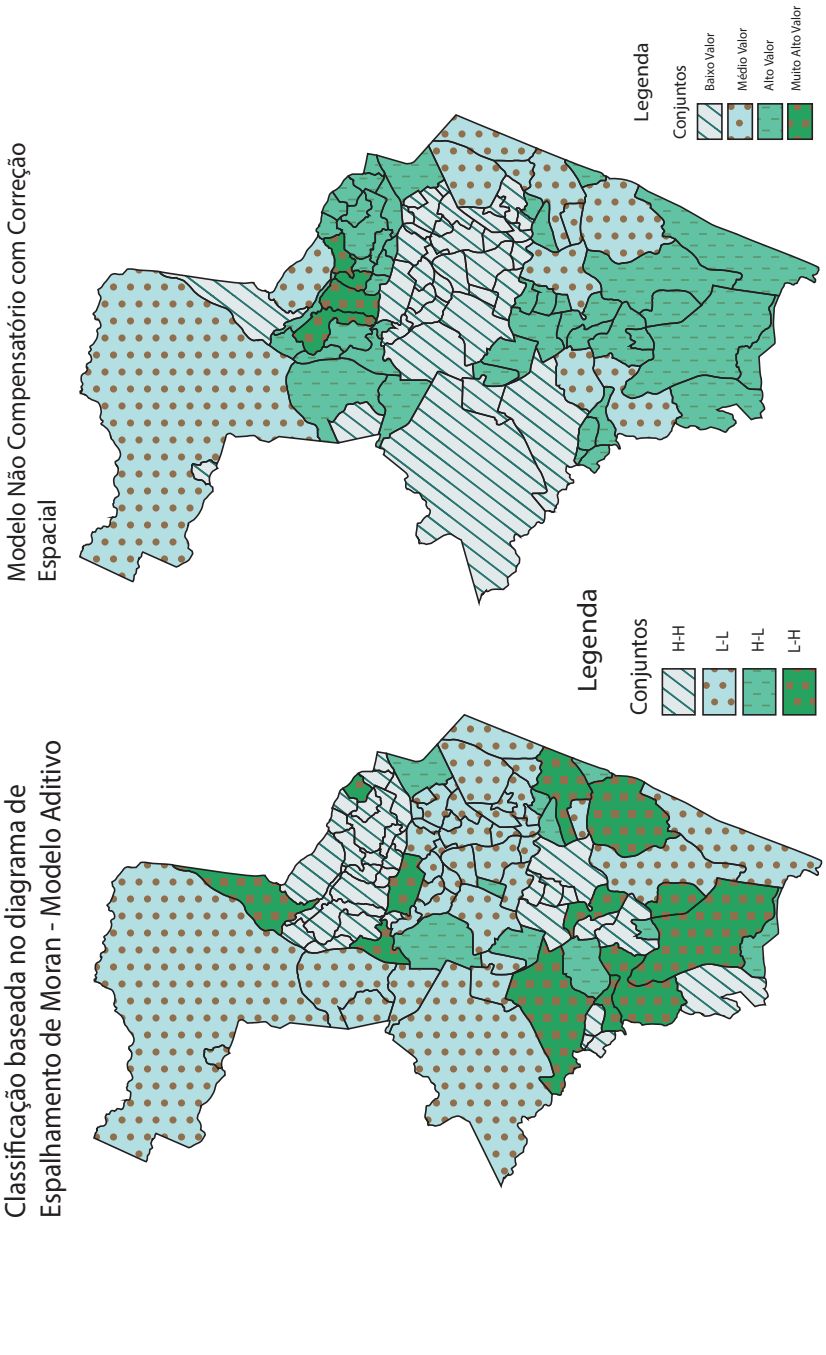

Figura 4.13: Mapa comparativo entre os resultados do modelo aditivo e de sobreclassificação com ajuste espacial

5 CONCLUSÕES E SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Neste capítulo apresentam-se as principais conclusões do trabalho, suas limitações e as sugestões para trabalhos futuros.

5.1 Conclusões

A percepção de insegurança e aumento da violência no cenário brasileiro é crescente e há uma dificuldade dos gestores brasileiros em desenvolverem políticas de redução dos índices de criminalidade.

Nesse sentido, este trabalho teve como objetivo desenvolver metodologias para se tratar o contexto da segurança pública de um ponto de vista multicritério suportando assim o decisor em questão de planejamento estratégico. A partir de estudos iniciais percebeu-se que há uma necessidade de ajustes em determinados critérios que possui uma interação espacial maior em determinadas regiões.

Com isto, foram desenvolvidos um modelo aditivo com correção espacial que trouxe resultados interessante e diverso dos modelos já existentes na literatura. Além deste modelo foi desenvolvido um modelo com correção espacial para o contexto de decisores com visão não compensatória. Neste contexto, os resultados se mostraram bem divergentes aos resultados dos modelos convencionais, tais como na categoria de máxima necessidade de recursos apenas 4 regiões foram alocadas e em uma área contíguas.

Pode se perceber então que as abordagens desenvolvidas são adequadas nas seguintes situações:

- Há a necessidade do gestor é de categorização das regiões;
- Há uma forte interação espacial na maioria dos critérios;
- A tomada de decisão está sendo realizada no contexto estratégico.

Percebeu-se a aplicabilidade do modelo e a importância do mesmo do ponto de vista

metodológico pela integração entre técnicas estatísticas espaciais para dados poligonais e os modelos multicritério convencionais. Contudo, em determinadas regiões esta interação espacial não é observada o que inviabiliza esta metodologia e implica na aplicação de modelos multicritérios convencionais para suportar a tomada de decisão neste contexto.

Com isto, é possível concluir que o objetivo geral do trabalho foi alcançado ao se demonstrar a aplicabilidade de quatro modelos que podem suportar a tomada de decisão na alocação de recursos.

Os objetivos específicos também foram alcançados, visto que analisou formas de agregação da análise estatística espacial no contexto multicritério tanto para o contexto compensatório e não compensatório, ou seja, foi possível avaliar as diferentes formas de agregação realizando uma integração entre as duas áreas (análise espacial e multicritério). Além disto, foi discutido a aplicabilidade e normatizou-se uma metodologia de aplicação e em quais situações cada modelo desenvolvido deve ser empregado.

Por fim, foram desenvolvidos e/ou adaptados novos indicadores para análise de sensibilidade e robustez integrados a Simulação de Monte Carlo que podem ser empregados em vários contexto podendo trazer uma diminuição no número de parâmetros elicitados, novas formas de análise para os resultados encontrados e uma melhor clarificação do problema para o decisor.

5.2 Limitações

A partir do modelo é possível elencar algumas limitações:

- Impossibilidade de avaliação de microrregiões em específico;
- Não incorporação de outros critérios socioeconômicos e demográficos devido a ausência de estatísticas oficiais;

5.3 Sugestões para Trabalhos Futuros

Algumas questões podem ser levantadas em trabalhos futuros sobre esta temática, a saber:

- Agregação dos modelos desenvolvidos a um Sistema de Apoio a Decisão ajudando na tomada de decisão;
- Expandir o modelo desenvolvido para uma visão de múltiplos decisores, ou seja, para um modelo de decisão em grupo;
- Avaliar outros métodos de decisão multicritério integrados a metodologia de análise espacial;
- Integração dos modelos desenvolvidos a criação de políticas públicas.

Referências Bibliográficas

Ackoff, R.L.; Sasieni, M.W. *Fundamentals of operations research*. Wiley, 1968.

Adenzo-Díaz, B.; Rodríguez, F. A Simple Search Heuristic for the MCLP : Application to the Location of Ambulance Bases in a Rural Region. *Omega : The International Journal of Management Science*, v. 25, n. 2, p. 181–187, 1997.

Alencar, L.H.; Almeida, A.T. Multicriteria decision group model for the selection of suppliers. *Pesquisa Operacional*, v. 28, 08, p. 321 – 337, 2008.

Alencar, L.H.; Almeida, A.T. A model for selecting project team members using multicriteria group decision making. *Pesquisa Operacional*, v. 30, p. 221–236, 2010.

Almeida, A.T. *Processo de decisão nas organizações: construindo modelos de decisão multicritério*. Atlas, 2013. v. 1.

Almeida, A.T.; Duarte, M.D.O. A multi-criteria decision model for selecting project portfolio with consideration being given to a new concept for synergies. *Pesquisa Operacional*, v. 31, p. 301–318, 2011.

Almeida, A.T.; Costa, D.C.; Costa, A.P.C.S.; Alencar, L.H.; Daher, S.F.D. *Decisão em grupo e Negociação: métodos e aplicações*. 1. ed. SÃčo Paulo: Editora Atlas, 2012.

Andresen, M.A. Estimating the probability of local crime clusters: The impact of immediate spatial neighbors. *Journal of Criminal Justice*, 2011.

Andresen, M.A.; Malleson, N. Testing the Stability of Crime Patterns: Implications for Theory and Policy. *Journal of Research in Crime and Delinquency*, v. 48, n. 1, p. 58–82, 2010.

Anselin, L. *The Moran Scatterplot as an ESDA Tool to Assess Local Instability in Spatial Association*. Regional Research Institute, West Virginia University, 1993.

Anselin, L. Local Indicators of Spatial AssociationâĂŤLISA. *Geographical Analysis*, v. 27, n. 2, p. 93–115, 1995.

Baveja, A.; Jamil, M.; Kushary, D. A sequential model for cracking down on street markets for illicit drugs. *Socio-Economic Planning Sciences*, v. 38, n. 1, p. 7–41, 2004.

Bivand, R.; MÃijller, W.G.; Reder, M. Power calculations for global and local MoranâĂŹs. *Computational Statistics & Data Analysis*, v. 53, n. 8, p. 2859–2872, 2009.

Blau, J.R.; Blau, P.M. The Cost of Inequality: Metropolitan Structure and Violent Crime. *American Sociological Review*, v. 47, p. 114–129, 1982.

Blumstein, A.; Nakamura, K. Redemption in the Presence of Widespread Criminal Background Checks. *Criminology*, v. 47, n. 2, p. 327–359, 2009.

Blumstein, A.; Cohen, J.; Piquero, A.; Visher, C. Linking the Crime and Arrest Processes to Measure Variations in Individual Arrest Risk per Crime (Q). *Journal of Quantitative Criminology*, v. 26, n. 4, p. 533–548, 2010.

Bouyssou, D.; Pirlot, M. Further results on concordance relations. *European Journal of Operational Research*, v. 181, n. 1, p. 505–514, 2007.

Bouyssou, D.; Pirlot, M. An axiomatic analysis of concordance-discordance relations. *European Journal of Operational Research*, v. 199, n. 2, p. 468–477, 2009.

Bowers, K.J.; Johnson, S.D. Measuring the Geographical Displacement and Diffusion of Benefit Effects of Crime Prevention Activity. *Journal of Quantitative Criminology*, v. 19, n. 3, p. 275–301, 2003.

Brito, A.J.; de Almeida, A.T.; Mota, C.M.M. A multicriteria model for risk sorting of natural gas pipelines based on ELECTRE TRI integrating Utility Theory. *European Journal of Operational Research*, v. 200, n. 3, p. 812–821, 2010.

Buonanno, P.; Leonida, L. Education and Crime: Evidence From Italian Regions. *Applied Economics Letters*, v. 13, n. 11, p. 709–713, 2006.

Buonanno, P.; Leonida, L. Non-market effects of education on crime: Evidence from Italian regions. *Economics of Education Review*, v. 28, n. 1, p. 11–17, 2009.

Buonanno, P.; Montolio, D. Identifying the Socio-economic and Demographic Determinants of Crime Across Spanish Provinces. *International Review of Law and Economics*, v. 28, n. 2, p. 89–97, 2008.

Camara, G.; Carvalho, M.S.; Cruz, O.G.; Correa, V. Analise Espacial de ÃĄreas. In: Fucks, S.D.; Carvalho, M.S.; Camara, G.; Monteiro, A.M.V. (Eds.), A*nalise Espacial de Dados Geograficos*. Brasilia: EMBRAPA, 2004.

Camara, G.; Monteiro, A.M.; Fucks, S.D.; Carvalho, M.S. Analise Espacial e Geoprocessamento. In: Fucks, S.D.; Carvalho, M.S.; Camara, G.; Monteiro, A.M.V. (Eds.), A*nalise Espacial de Dados Geograficos*. Brasilia: EMBRAPA, 2004.

Caulkins, J.P.; Baker, D. Cobweb dynamics and price dispersion in illicit drug markets. *Socio-Economic Planning Sciences*, v. 44, n. 4, p. 220–230, 2010.

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 Management*, v. 87, n. 1, p. 139–153, 2008.

Checkland, P. *Systems Thinking, Systems Practice*. John Wiley & Sons, 1993.

Chen, Y. New Approaches for Calculating MoranâĂŹs Index of Spatial Autocorrelation. *PLoS ONE*, v. 8, n. 7, p. e68336, 2013.

Chun, Y.; Griffith, D.A. *Spatial Statistics and Geostatistics: Theory and Applications for Geographic Information Science and Technology*. Cambridge, 2013.

Cliff, A.D.; Ord, J.K. *Spatial autocorrelation*. London: Pion, 1973.

Cohen, L.E.; Felson, M. Social Change and Crime Rate Trends: A Routine Activity Approach. *American Sociological Review*, v. 44, n. 4, p. pp. 588–608, 1979.

Comanor, W.S.; Phillips, L. The Impact of Income and Family Structure on Delinquency. *Journal of Applied Economics*, v. 5, n. 2, p. 209–232, 2002.

Correa, H. Optimal expenditures on police protection. *Socio-Economic Planning Sciences*, v. 39, n. 3, p. 215–228, 2005.

Coulson, M. R.C. In The Matter Of Class Intervals For Choropleth Maps: With Particular Reference To The Work Of George F Jenks. *Cartographica: The International Journal for Geographic Information and Geovisualization*, v. 24, n. 2, p. 16–39, 1987.

Coulton, C.J.; Pandey, S. Geographic Concentration of Poverty and Risk to Children in Urban Neighborhoods. *American Behavioral Scientist*, v. 35, n. 3, p. 238–257, 1992.

Crecente, J.M; SantÃľ, I.; DÃıaz, C.; Crecente, R. A multicriteria approach to support the location of thalassotherapy (seawater therapy) resorts: Application to Galicia region, NW Spain. *Landscape and Urban Planning*, v. 104, n. 1, p. 135–147, 2012.

Cullen, F.T.; Agnew, R. *Criminological theory : past to present : essential readings*. 4th. ed. New York: Oxford University Press, 2011.

Curtin, K.M.; Hayslett-McCall, K.; Qiu, F. Determining Optimal Police Patrol Areas with Maximal Covering and Backup Covering Location Models. *Networks and Spatial Economics*, v. 10, n. 1, p. 125–145, 2007.

Damico, S. A simulated annealing approach to police district design. *Computers & Operations Research*, v. 29, n. 6, p. 667–684, 2002.

Demesouka, O. E.; Vavatsikos, A. P.; Anagnostopoulos, K. P. Spatial UTA (S-UTA) âĂŞ A new approach for raster-based GIS multicriteria suitability analysis and its use in implementing natural systems for wastewater treatment. *Journal of Environmental Management*, v. 125, n. 0, p. 41–54, 2013.

Dias, Luis C.; Mousseau, Vincent. Inferring Electre veto-related parameters from outranking examples. *European Journal of Operational Research*, v. 170, n. 1, p. 172–191, 2006.

Eden, C.; Ackermann, F. *Strategic options in development and analysis (SODA) - using a computer to help with the management of strategic vision*. Halsted Press, 1989. p. 198–207.

Edwards, Ward; Barron, F. Hutton. SMARTS and SMARTER: Improved Simple Methods for Multiattribute Utility Measurement. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, v. 60, n. 3, p. 306–325, 1994.

Entorf, Horst; Spengler, Hannes. Socioeconomic and Demographic Factors of Crime in Germany: Evidence From Panel Data of the German States. *International Review of Law and Economics*, v. 20, n. 1, p. 75–106, 2000.

Fajnzylber, Pablo; Lederman, Daniel; Loayza, Norman. What causes violent crime? *European Economic Review*, v. 46, n. 7, p. 1323–1357, 2002.

Figueira, JosÃĽ; Roy, Bernard. Determining the weights of criteria in the ELECTRE type methods with a revised Simos' procedure. *European Journal of Operational Research*, v. 139, n. 2, p. 317–326, 2002.

Figueira, JosÃĽ; Mousseau, Vincent; Roy, Bernard. *Electre Methods*. Springer New York, 2005. Book Section 4, p. 133–153. (International Series in Operations Research & Management Science, v. 78).

Franco, L. Alberto; Cushman, Mike; Rosenhead, Jonathan. Project review and learning in the construction industry: Embedding a problem structuring method within a partnership context. *European Journal of Operational Research*, v. 152, n. 3, p. 586–601, 2004.

Getis, Arthur. Cliff, A.D. and Ord, J.K. 1973: Spatial autocorrelation. London: Pion. *Progress in Human Geography*, v. 19, n. 2, p. 245–249, 1995.

Gorman, Dennis M; Speer, Paul W; Gruenewald, Paul J; Labouvie, Erich W. Spatial dynamics of alcohol availability, neighborhood structure and violent crime. *Journal of Studies on Alcohol and Drugs*, v. 62, n. 5, p. 628, 2001.

Gorr, Wilpen L.; McKay, Shannon A. *Application of Tracking Signals to Detect Time Series Pattern Changes in Crime Mapping Systems*. IGI Global, 2005. Book Section Hershey, PA, USA, p. 171–182.

Groff, E. Simulation for Theory Testing and Experimentation: An Example Using Routine Activity Theory and Street Robbery. *Journal of Quantitative Criminology*, v. 23, n. 2, p. 75–103, 2007.

Gruenewald, P.J.; Freisthler, B.; Remer, L.; Lascala, E.A.; Treno, A. Ecological models of alcohol outlets and violent assaults: crime potentials and geospatial analysis. *Addiction*, v. 101, n. 5, p. 666–77, 2006.

Gurgel, A.M.; Mota, C.M.M. A multicriteria prioritization model to support public safety planning. *Pesquisa Operacional*, v. 33, p. 251–267, 2013.

Haddad, G.K.; Moghadam, H.M. The Socioeconomic and Demographic Determinants of Crime in Iran (A Regional Panel Study). *European Journal of Law and Economics*, v. 32, n. 1, p. 99–114, 2010.

Haining, R. *Spatial Data Analysis: Theory and Practice*. Cambridge, 2003.

Hall, Davin; Liu, Lin. Cops and robbers in Cincinnati: a spatial modeling approach for examining the effects of aggressive policing. *Annals of GIS*, v. 15, n. 1, p. 61–71, 2009.

Jacquet-LagrÃĺze, Eric; Siskos, Yannis. Preference disaggregation: 20 years of MCDA experience. *European Journal of Operational Research*, v. 130, n. 2, p. 233–245, 2001.

Jankowski, P. Integrating Geographical Information-Systems and Multiple Criteria Decision-Making Methods. *International Journal of Geographical Information Systems*, v. 9, n. 3, p. 251–273, 1995.

Janssen, Pierre; Nemery, Philippe. An extension of the FlowSort sorting method to deal with imprecision. *4OR*, v. 11, n. 2, p. 171–193, 2013.

Jedrzejczak, Alina. Decomposition of the Gini Index by Sources of Income. *International Advances in Economic Research*, v. 14, n. 4, p. 441–447, 2008.

Jenks, G.F. *Optimal Data Classification For Choropleth Maps.* University of Kansas, 1977.

Joerin, Florent; ThÃĽriault, Marius; Musy, Andre. 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.

Keeney, R.L. *Value-Focused Thinking: A Path to Creative Decisionmaking.* Harvard University Press, 2009.

Kelly, Morgan. Inequality and Crime. *The Review of Economics and Statistics*, v. 82, n. 4, p. 530–539, 2000.

Kennedy, Leslie W.; Forde, David R. Routine Activities and Crime: an Analysis of Victimization in Canada. *Criminology*, v. 28, n. 1, p. 137–152, 1990.

Kinney, J.B.; Brantingham, P.L.; Wuschke, K.; Kirk, M.G.; Brantingham, P.J. Crime Attractors , Generators and Detractors : Land Use and Urban Crime Opportunities. *Built Enviroment*, v. 34, n. 1, p. 62–74, 1994.

Klugman, J.; Rodríguez, F.; Choi, Hyung-Jin. The HDI 2010: new controversies, old critiques. *The Journal of Economic Inequality*, v. 9, n. 2, p. 249–288, 2011.

Krug, E.G.; Dahlberg, L.L.; Mercy, J.A.; Zwi, A.B.; Lozano, R. *World Report on Violence and Health.* ONU, 2002. (Report).

Laaribi, A.; Chevallier, J. J.; Martel, J. M. A spatial decision aid: A multicriterion evaluation approach. *Computers, Environment and Urban Systems*, v. 20, n. 6, p. 351–366, 1996.

Lin, Ming-Jen. Does Unemployment Increase Crime? Evidence from U.S . Data. *Journal of Human Resources*, v. 43, n. 2, p. 413–436, 2008.

Lochner, Lance; Moretti, Enrico. The Effect of Education on Crime : Evidence from Prison Inmates, Arrests, and Self-Reports. *The American Economic Review*, v. 94, n. 1, p. 155–189, 2004.

Malczewski, J. *GIS and Multicriteria Decision Analysis*. New York: John Wiley & Sons, 1999.

Malczewski, Jacek. GIS based multicriteria decision analysis: a survey of the literature. *International Journal of Geographical Information Science*, v. 20, n. 7, p. 703–726, 2006.

Mantel, N. The Detection of Disease Clustering and a Generalized Regression Approach. *Cancer Research*, v. 27, n. 2 Part 1, p. 209–220, 1967.

Marianov, V.; ReVelle, C. The Queueing Maximal Availability Location Problem: A Model for the Siting of Emergency Vehicles. *European Journal of Operational Research*, v. 93, n. 1, p. 110–120, 1996.

McCue, Colleen; Haggard, Marian. Proactive policing: using geographic analysis to fight crime. *Geography & Public Safety*, v. 2, n. 4, p. 3–5, 2011.

Melnykov, Igor; Melnykov, Volodymyr. On k-means algorithm with the use of Mahalanobis distances. *Statistics & Probability Letters*, v. 84, n. 0, p. 88–95, 2014.

Mendas, Abdelkader; Delali, Amina. Integration of MultiCriteria Decision Analysis in GIS to develop land suitability for agriculture: Application to durum wheat cultivation in the region of Mleta in Algeria. *Computers and Electronics in Agriculture*, v. 83, n. 0, p. 117–126, 2012.

Minayo, M.C.deS. *Violência e Saúde*. Rio de Janeiro: Editora Fiocruz, 2006.

Morais, D.C.; Almeida, A.T. Water network rehabilitation: A group decision-making approach. *Water Sa*, v. 36, n. 4, p. 487–493, 2010.

Moran, P.A.P. Notes on Continuous Stochastic Phenomena. *Biometrika*, v. 37, n. 1/2, p. 17–23, 1950.

Mousseau, V.; Slowinski, R. Inferring an ELECTRE TRI Model from Assignment Examples. *J. of Global Optimization*, v. 12, n. 2, p. 157–174, 1998.

Mousseau, V.; Slowinski, R.; Zielniewicz, P. A user-oriented implementation of the ELECTRE-TRI method integrating preference elicitation support. *Computers & Operations Research*, v. 27, n. 7-8, p. 757–777, 2000.

Nemery, Philippe; Lamboray, Claude. Flowsort: a flow-based sorting method with limiting or central profiles. *TOP*, v. 16, n. 1, p. 90–113, 2008.

Newman, Oscar. *Defensible Space; Crime Prevention Through Urban Design. [Paperback]*. Macmillan Pub Co, 1973.

Paynich, R.; Hill, B. *Fundamentals of Crime Mapping*. Jones and Bartlett Publishers, 2009.

Peker, F.; Kurucu, Y.; Tok, H. H.; Saygili, E.; Tok, E. An application of GIS-supported analytic hierarchy process to determine the ecological thresholds in the edirne province. *Journal of Environmental Protection and Ecology*, v. 14, n. 2, p. 713–722, 2013.

Ratcliffe, Jerry H.; Breen, Clairissa. Crime Diffusion and Displacement: Measuring the Side Effects of Police Operations. *The Professional Geographer*, v. 63, n. 2, p. 230–243, 2011.

Rengert, George F.; Piquero, Alex R.; Jones, Peter R. Distance decay reexamined. *Criminology*, v. 37, n. 2, p. 427–446, 1999.

Roy, B. *Multicriteria Methodology for Decision Aiding*. Springer, 1996.

Sachsida, A.; MendonÃğa, M.J.C.; Loureiro, P.R.A.; Gutierrez, M.B.S. Inequality and Criminality Revisited: Further Evidence From Brazil. *Empirical Economics*, v. 39, n. 1, p. 93–109, 2007.

Sacks, Stephen R. Optimal Spatial Deployment of Police Patrol Cars. *Social Science Computer Review*, v. 18, n. 1, p. 40–55, 2000.

Saridakis, G.; Spengler, H. Crime, Deterrence and Unemployment in Greece: A panel Data Approach. *The Social Science Journal*, v. 49, n. 2, 2012.

Shortridge, Ashton. Practical limits of MoranâĂŹs autocorrelation index for raster class maps. *Computers, Environment and Urban Systems*, v. 31, n. 3, p. 362–371, 2007.

Siegel, Larry J. *Criminology*. 11th. ed. Belmont, CA: Cengage Learning/Wadsworth, 2011.

Slack, N.; Chambers, S.; Johnston, R. *Operations Management*. 6. ed. New York: Pearson College, 2010.

Stucky, Thomas D.; Ottensmann, John R. Land Use and Violent Crime. *Criminology*, v. 47, n. 4, p. 1223–1264, 2009.

Sun, Shinn. Measuring the relative efficiency of police precincts using data envelopment analysis. *Socio-Economic Planning Sciences*, v. 36, n. 1, p. 51–71, 2002.

Szajubok, Nadia Kelner; Mota, Caroline Maria de Miranda; Almeida, Adiel Teixeira de. Uso do Método Multicritério ELECTRE TRI para Classificação de Estoques na Construção Civil. *Pesquisa Operacional*, v. 26, p. 625–648, 2006.

Taylor, P. E.; Huxley, S. J. A Break from Tradition for the San Francisco Police: Patrol Officer Scheduling Using an Optimization-Based Decision Support System. *Interfaces*, v. 19, n. 1, p. 4–24, 1989.

Tenerelli, Patrizia; Carver, Steve. Multi-criteria, multi-objective and uncertainty analysis for agro-energy spatial modelling. *Applied Geography*, v. 32, n. 2, p. 724–736, 2012.

Tervonen, Tommi; Lahdelma, Risto. Implementing stochastic multicriteria acceptability analysis. *European Journal of Operational Research*, v. 178, n. 2, p. 500–513, 2007.

Tervonen, Tommi; Figueira, JosÃĽ Rui; Lahdelma, Risto; Dias, Juscelino Almeida; Salminen, Pekka. A stochastic method for robustness analysis in sorting problems. *European Journal of Operational Research*, v. 192, n. 1, p. 236–242, 2009.

Tita, George E.; Radil, Steven M. Making Space for Theory: The Challenges of Theorizing Space and Place for Spatial Analysis in Criminology. *Journal of Quantitative Criminology*, v. 26, n. 4, p. 467–479, 2010.

Tobler, W. A computer movie simulating urban growth in the Detroit Region. *Economic Geography*, v. 46, p. 234–240, 1970.

Townsley, Michael. Spatial Autocorrelation and Impacts on Criminology. *Geographical Analysis*, v. 41, n. 4, p. 452–461, 2009.

Traun, Christoph; Loidl, Martin. Autocorrelation-Based Regioclassification âĂŞ a self-calibrating classification approach for choropleth maps explicitly considering spatial autocorrelation. *International Journal of Geographical Information Science*, v. 26, n. 5, p. 923–939, 2012.

Tseloni, A.; Wittebrood, K.; Farrell, G.; Pease, K. Burglary Victimization in England and Wales, the United States and the Netherlands: A Cross-National Comparative Test of Routine Activities and Lifestyle Theories. SSRN, 2004, p. 66–91, v. 44.

Uchida, Craig D. *A national discussion on predictive policing defining our terms and mapping successful implementation strategies*, 2009.

Van Koppen, Peter J.; De Keijser, Jan W. Desisting distance decay: on the aggregation of individual crime trips. *Criminology*, v. 35, n. 3, p. 505–515, 1997.

Vetschera, Rudolf; Chen, Ye; Hipel, Keith W.; Kilgour, D. Marc. Robustness and information levels in case-based multiple criteria sorting. *European Journal of Operational Research*, v. 202, n. 3, p. 841–852, 2010.

Vincke, Philippe. *Multicriteria Decision-Aid [Hardcover]*. Wiley, 1992.

Wang, Fahui. Why police and policing need GIS: an overview. *Annals of GIS*, v. 18, n. 3, p. 159–171, 2012.

Wang, Fahui; O'Brien, Van. Constructing geographic areas for analysis of homicide in small populations: Testing herding-culture-of-honor proposition. *Geographic information systems and crime analysis*, 84–101, 2005.

Watts, Reginald E. The Influence of Population Density on Crime. *Journal of the American Statistical Association*, v. 26, n. 173, p. 11–20, 1931.

Weisburd, David. Hot spots policing experiments and criminal justice research: Lessons from the field. *The Annals of the American Academy of Political and Social Science*, v. 599, n. 1, p. 220–245, 2005.

Williams, Franklin P.; McShane, Marilyn D. *Criminological theory*. 6th. ed. Boston: Pearson, 2014.

Yang, Sue-Ming. Assessing the SpatialâĂŞTemporal Relationship Between Disorder and Violence. *Journal of Quantitative Criminology*, v. 26, n. 1, p. 139–163, 2009.

Yusuf, Bidemi; Omigbodun, Olayinka; Adedokun, Babatunde; Akinyemi, Odunayo. Identifying predictors of violent behaviour among students using the conventional logistic and multilevel logistic models. *Journal of Applied Statistics*, v. 38, n. 5, p. 1055–1061, 2011.

Zeng, D.; Dror, M.; Chen, H. Efficient scheduling of periodic information monitoring requests. *European Journal of Operational Research*, v. 173, n. 2, p. 583–599, 2006.

Zhang, Tonglin; Lin, Ge. A decomposition of Moran's I for clustering detection. *Computational Statistics & Data Analysis*, v. 51, n. 12, p. 6123–6137, 2007.

Zhou, K.; Jensen, A. Leck; SÃŸrensen, C.G.; Busato, P.; Bothtis, D.D. Agricultural operations planning in fields with multiple obstacle areas. *Computers and Electronics in Agriculture*, v. 109, p. 12 – 22, 2014.

Zhu, L.; Gorman, D.M.; Horel, S. Alcohol Outlet Density and Violence: A Geospatial Analysis. *Alcohol and Alcoholism*, v. 39, n. 4, p. 369–75, 2004.

A Apêndice

A.1 Dados dos Modelos sem Ajustes Espaciais

[!htb]

Tabela A.1: Dados dos modelos sem ajustes espaciais

Código	UDH	Densidade Demográfica	Crescimento Populacional	População em Más Condições de Vida	IDH	Concentração de Renda	Grau de Ocorrências Policiais
UDH 1	SANTO AMARO	0,042856164	1,34277	1	-0,65774	0,54919	5
UDH 2	SANTO AMARO/SOLEDADE	0,003927324	-2,53499	0	-0,86355	0,50834	1
UDH 3	BOA VISTA/ILHA DO LEITE/PAISSANDU	0,006577542	-2,15138	0	-0,91727	0,50809	1
UDH 4	RECIFE CENTRO	0,002829602	-1,18652	0,885362637	-0,69995	0,60575	5
UDH 5	ILHA JOANA BEZERRA/SÃO JOSÉ	0,026865385	1,66055	1	-0,63211	0,53316	5
UDH 6	CAMPO GRANDE	0,013994706	0,38434	0,514900593	-0,79571	0,62656	2
UDH 7	ENCRUZILHADA/HIPÓDROMO	0,008796923	-0,03394	0	-0,91689	0,50294	1
UDH 8	CAMPO GRANDE/CAMPINA BARRETO	0,022658228	2,01181	1	-0,70891	0,58093	4
UDH 9	ÁGUA FRIA/ARRUDA/PORTO DA MADEIRA	0,011957895	0,09161	0,140782193	-0,82707	0,5262	2
UDH 10	ÁGUA FRIA/FUNDÃO	0,023963483	-0,25801	1	-0,69676	0,46308	5
UDH 11	STA. TERESINHA/B. HEMETÉRIO	0,021669737	0,07999	1	-0,70307	0,44447	5
UDH 12	BEBERIBE/LINHA DO TIRO	0,016974436	0,63556	1	-0,71916	0,56924	4
UDH 13	DOIS UNIDOS	0,010266134	1,26261	1	-0,69926	0,48184	4
UDH 14	APIPUCOS/DOIS IRMÃOS/S.DOS PINTOS	0,000355195	3,86879	0,287991123	-0,69077	0,63958	2
UDH 15	CASA AMARELA/TAMARINEIRA	0,01088843	1,24693	0,04914611	-0,91814	0,52771	2
UDH 16	CASA FORTE/PARNAMIRIM/JAQUEIRA	0,006776568	1,07585	0,1002289	-0,93333	0,50566	1
UDH 17	GRAÇAS/AFLITOS/ DERBY	0,01128339	0,93727	0,057081055	-0,95289	0,40321	1
UDH 18	CASA AMARELA	0,020984783	-0,56566	1	-0,78929	0,49544	5
UDH 19	ALTO J.BONIFÁCIO	0,023956383	-0,57867	1	-0,70003	0,47421	5
UDH 20	ALTO JOSÉ DO PINHO/MANGABEIRA	0,02822	0,29202	0,922749823	-0,74235	0,47556	3
UDH 21	VASCO DA GAMA	0,018506918	-0,31849	1	-0,73071	0,45865	4
UDH 22	BREJOS	0,007231321	3,57236	0,837029693	-0,66341	0,45453	3
UDH 23	CÓRREGO DO JENIPAPO/MACAXEIRA	0,016179679	4,09542	0,863927816	-0,69597	0,55608	3
UDH 24	NOVA DESCOBERTA	0,018948634	-0,63328	1	-0,68173	0,44882	4
UDH 25	IPUTINGA	0,012737584	0,67164	0,566257442	-0,78231	0,56575	2
UDH 26	CORDEIRO	0,010560148	1,3106	0	-0,86406	0,53913	1
UDH 27	ENGž DO MEIO/CORDEIRO/IPUTINGA	0,010644326	0,49058	0,144218276	-0,85044	0,54749	2
UDH 28	MADALENA/ILHA DO RETIRO/PRADO	0,006615652	-0,30776	0	-0,9295	0,46887	3
UDH 29	TORRE/ZUMBI	0,012473043	-0,14439	0	-0,90423	0,51946	1
UDH 30	MADALENA/TORRE	0,017229016	1,02411	1	-0,76503	0,64849	4
UDH 31	IPUTINGA	0,015371233	7,06318	1	-0,69828	0,53809	4
UDH 32	TORRÕES	0,018553939	1,14513	0,963970732	-0,70091	0,52836	3
UDH 33	VÁRZEA/CDU	0,005902102	0,37759	0	-0,85843	0,5713	3
UDH 34	VÁRZEA	0,007399387	1,45229	1	-0,74042	0,59582	4
UDH 35	VÁRZEA/CAXANGÁ	0,001623337	4,36447	0,485670817	-0,74875	0,55226	2
UDH 36	AFOGADOS/MUSTARDINHA	0,008609917	-0,40753	0	-0,81733	0,54087	1
UDH 37	BONGI/SAN MARTIN	0,016091855	0,14175	0,955571802	-0,72688	0,56276	3
UDH 38	AFOGADOS	0,026126136	0,06921	1	-0,73573	0,54115	5
UDH 39	ESTÂNCIA/S.MARTIN	0,008103676	-0,25006	0,625896017	-0,77574	0,55708	3
UDH 40	AREIAS - Ines Andreazza	0,013244565	-0,68055	0,135166188	-0,81676	0,46748	1
UDH 41	AREIAS	0,023143182	3,66444	1	-0,68566	0,56185	5
UDH 42	BARRO/SANCHO/TEJIPIÓ	0,009142568	0,96228	0,15516222	-0,79898	0,53141	3
UDH 43	JARDIM SÃO PAULO	0,013193989	0,05532	0,630648167	-0,81276	0,51234	3
UDH 44	CURADO/COQUEIRAL/TOTÓ	0,018231858	-0,93251	1	-0,75085	0,54449	4
UDH 45	CURADO/JARDIM S.PAULO	0,002506486	1,20481	0,894095507	-0,69927	0,50248	3
UDH 46	BARRO / Pacheco e Vila dos Milagres	0,006388026	6,79884	1	-0,66828	0,45922	4
UDH 47	BOA VIAGEM	0,0122405	0,3846	0	-0,92673	0,55155	2
UDH 48	BOA VIAGEM/PINA	0,009887321	0,2171	0	-0,96403	0,6117	2
UDH 49	BOA VIAGEM	0,015320321	3,0486	0	-0,93465	0,41755	2
UDH 50	IMBIRIBEIRA	0,00703689	1,2678	0,097786058	-0,86466	0,47875	2
UDH 51	IPSEP	0,01411634	-1,02681	0	-0,87404	0,4506	1
UDH 52	BOA VIAGEM	0,020475	3,04091	0,971916972	-0,75669	0,71644	5
UDH 53	BRASÍLIA TEIMOSA/PINA	0,028422222	1,08681	1	-0,73548	0,50021	5
UDH 54	PINA	0,004505618	0,58709	0,97521197	-0,70163	0,60455	5
UDH 55	IMBIRIBEIRA	0,011099451	2,75664	0,902282065	-0,72115	0,5888	3
UDH 56	IBURA	0,004780092	1,39218	0,027478577	-0,75014	0,55209	4
UDH 57	IBURA/JORDÃO-Jaqueira	0,008690826	3,96494	0,586086773	-0,73731	0,53492	4
UDH 58	IBURA/JORDÃO	0,00508295	2,49313	1	-0,69497	0,46965	4
UDH 59	COHAB-Lagoa	0,015171429	2,48017	1	-0,72503	0,51114	4
UDH 60	COHAB-10, 4, 5 / R Francisco Vitoriano	0,016413281	0,3747	0,679423104	-0,70402	0,47651	3
UDH 61	COHAB-1, 2 e 3	0,016521053	0,47498	0	-0,77387	0,46383	1
UDH 62	COHAB-5/Três Carneiros	0,021377922	0,8936	1	-0,6993	0,45624	5

A.2 Dados dos Modelos com Ajustes Espaciais

[!htb]

Tabela A.2: Dados dos modelos com ajustes espaciais

BAIRRO	Densidade Demográfica	Rendimento Médio	Crescimento Populacional	Taxa de Alfabetização	Pessoas por Moradia
Aflitos	186	3000	0,759050754	99,69	2,98
Afogados	98	510	0,996718599	93,65	3,27
Água Fria	226	510	1,011279836	91,5	3,54
Alto do Mandu	186	510	1,093233083	96,59	3,44
Alto José Bonifácio	219	510	0,993179265	92,14	3,49
Alto José do Pinho	301	510	1,008026593	93,2	3,5
Alto Santa Teresinha	248	510	1,015967805	91,42	3,57
Apipucos	25	510	1,037402753	91,89	3,36
Areias	125	650	1,01575567	95,78	3,27
Arruda	145	700	0,924569855	94,54	3,24
Barro	70	510	0,976889503	92,67	3,38
Beberibe	181	510	0,97436766	92,39	3,42
Boa Viagem	163	2000	0,816680497	98,05	2,9
Boa Vista	84	1300	0,949587224	98,84	2,41
Bomba do Hemetério	197	510	1,020184136	92,8	3,61
Bongi	135	510	1,014079289	93,41	3,45
Brasília Teimosa	301	510	1,04478019	92,54	3,35
Brejo da Guabiraba	156	510	0,968462325	87,61	3,41
Brejo de Beberibe	130	510	0,701037144	90,54	3,37
Cabanga	19	510	0,99032882	94,84	3,06
Caçote	228	510	0,80487106	92,39	3,41
Cajueiro	112	800	1,024605103	96,6	3,46
Campina do Barreto	182	510	0,878848587	90,76	3,35
Campo Grande	145	510	0,971756509	92,55	3,36
Casa Amarela	155	1000	0,875359836	97,47	3,12
Casa Forte	121	4000	0,662962963	99,21	3,07
Caxangá	39	600	0,692028233	94,15	3,36
Cidade Universitária	5	510	0,737163814	93,35	3,45
Coelhos	178	510	0,894274859	89,52	3,28
Cohab	158	510	1,027510664	93,54	3,44
Coqueiral	212	510	1,02760793	92,34	3,29
Cordeiro	121	800	0,911913322	95,8	3,19
Córrego do Jenipapo	152	510	0,930348259	90,68	3,38
Curado	21	510	0,821110976	90,3	3,3
Derby	44	2500	1,050217286	98,98	3,11
Dois Irmãos	4	510	1,187061574	94	3,47
Dois Unidos	105	510	0,827473028	91,75	3,51
Encruzilhada	117	1900	0,782914573	98,61	2,94
Engenho do Meio	117	800	1,034178827	96,55	3,34
Espinheiro	143	2500	0,852845373	98,84	2,89
Estância	114	510	0,966883117	92,46	3,27
Fundão	131	510	0,85181997	95,13	3,25
Graças	143	3000	0,821745058	99,48	2,92
Guabiraba	1	510	1,156082148	85,23	3,53
Hipódromo	89	1500	0,988337096	97,36	3,25
Ibura	50	510	0,862970939	92,34	3,35
Ilha do Leite	39	1200	0,952333664	97,28	2,76

[!htb]

Tabela A.3: Dados dos modelos com ajustes espaciais

BAIRRO	Densidade Demográfica	Rendimento Médio	Crescimento Populacional	Taxa de Alfabetização	Pessoas por Moradia
Ilha do Retiro	69	616	0,869518717	90,05	3,32
Ilha Joana Bezerra	145	510	1,009977037	83,8	3,5
Imbiribeira	73	600	0,957927935	92,33	3,24
Ipsep	139	880	1,027368253	97,52	3,25
Iputinga	120	600	0,899310345	93,81	3,2
Jaqueira	66	4000	0,746700189	98,12	3,01
Jardim São Paulo	122	600	0,935730536	95,29	3,29
Jiquiá	60	510	0,761542216	93,44	3,33
Jordão	132	510	1,050825432	93,21	3,45
Linha do Tiro	181	510	0,938117979	91,79	3,54
Macaxeira	163	510	0,949244326	91,78	3,5
Madalena	126	1500	0,857204748	96,28	3
Mangabeira	240	510	1,053381295	92,77	3,28
Mangueira	274	510	1,02995283	92,27	3,28
Monteiro	112	1020	0,800912625	97,14	3,39
Morro da Conceição	268	510	0,996071499	92,48	3,44
Mustardinha	197	510	0,940783651	92,01	3,38
Nova Descoberta	190	510	1,013562493	89,94	3,43
Paissandu	15	2000	1,047337278	98,47	2,7
Parnamirim	125	3500	0,702331063	98,08	3,1
Passarinho	50	510	0,759714356	87,23	3,5
Pau-Ferro	2	1200	4,666666667	96,77	4,5
Peixinhos	147	510	0,842937175	81,3	3,61
Pina	46	510	0,939882095	93,22	3,08
Poço	57	2600	0,868039003	98,08	3,15
Ponto de Parada	78	890	1,076576577	96,68	3,11
Porto da Madeira	161	600	0,990924413	95,92	3,3
Prado	92	600	0,936634171	94,05	3,16
Recife	2	510	1,53654485	82,61	2,98
Rosarinho	163	2000	0,639195487	95,8	3,07
San Martin	125	600	0,903399701	94,96	3,32
Sancho	178	510	0,818198053	93	3,23
Santana	65	2500	0,797969876	98,51	3,1
Santo Amaro	74	510	1,042986506	91,86	3,28
Santo Antônio	4	850	1,89122807	99,37	1,73
São José	27	510	0,995971455	89,68	3,16
Sítio dos Pintos	40	510	0,777899945	91,64	3,41
Soledade	78	1500	0,882164329	98,87	2,43
Tamarineira	138	2000	0,825686774	98,74	3,06
Tejipió	95	700	0,951558645	96,65	3,3
Torre	153	1500	0,945707423	96,03	3,01
Torreão	68	2000	0,831024931	99,29	2,88
Torrões	191	510	0,921755427	89,54	3,43
Totó	173	510	0,935950413	93,59	3,24
Várzea	31	600	0,915674279	93,65	3,24
Vasco da Gama	194	510	0,948460919	92,71	3,4
Zumbi	147	600	0,954583126	96,09	3,08