

UNIVERSIDADE FEDERAL DA BAHIA ESCOLA POLITÉCNICA MESTRADO EM ENGENHARIA AMBIENTAL URBANA

AVALIAÇÃO ESPACIAL DE OCORRÊNCIAS DE ROUBO EM TRANSPORTE COLETIVO URBANO POR ÔNIBUS

DAIANE CASTRO BITTENCOURT DE SOUSA

Salvador

2016



UNIVERSIDADE FEDERAL DA BAHIA ESCOLA POLITÉCNICA MESTRADO EM ENGENHARIA AMBIENTAL URBANA

AVALIAÇÃO ESPACIAL DE OCORRÊNCIAS DE ROUBO EM TRANSPORTE COLETIVO URBANO POR ÔNIBUS

DAIANE CASTRO BITTENCOURT DE SOUSA

Dissertação apresentada ao mestrado em Engenharia Ambiental Urbana como requisito parcial à obtenção do título de MESTRE EM ENGENHARIA AMBIENTAL URBANA.

Orientador: Prof. Dr. Juan Pedro Moreno Delgado

Salvador 2016

Sousa, Daiane Castro Bittencourt de Avaliação espacial de ocorrências de roubo em transporte coletivo urbano por ônibus / Daiane Castro Bittencourt de Sousa. -- Salvador, 2016. 144 f.: il

Orientador: Juan Pedro Moreno Delgado. Coorientadora: Cira Souza Pitombo. Dissertação (Mestrado - Mestrado em Engenharia Ambiental Urbana) -- Universidade Federal da Bahia, Escola Politécnica, 2016.

1. Roubo em ônibus. 2. Kernel. 3. Geoestatística. 4. Avaliação multicritério. I. Delgado, Juan Pedro Moreno. II. Pitombo, Cira Souza. III. Título.

Geógrafa, formada pela Universidade Estadual de Feira de Santana,	UEFS
(2008).	

"O tempo somente é porque algo acontece, e onde algo acontece o tempo está."

Ernest Bloch

DAIANE CASTRO BITTENCOURT DE SOUSA

""AVALIAÇÃO ESPACIAL DE OCORRÊNCIAS DE ROUBO EM TRANSPORTE COLETIVO URBANO POR ÔNIBUS"

Dissertação para obtenção do grau de Mestre em Engenharia Ambiental Urbana.

Salvador, 28 de junho de 2016

Banca Examinad	ora:
	dro Moreno Delgado
Prof ^a Dr ^a Cira Sou Escola de Engenh	iza Pitombo <u>- loura</u> Pitem o aria de São Carlos/ Universidade de São Parilo - EESC/USP
	deral da Bahia – UFBA
Prof ^o Dr ^o Gilberto (Universidade Fed	Corso Pereira GL
Prof ^a Dr ^a Janice Ki Escola de Engenh	irner Providelo Waw WWW Julius aria de São Carlos/ Universidade de São Paulo – EESC/USP

AGRADECIMENTOS

A Deus, por me guiar diante dos desafios diários, proporcionando sempre um novo amanhecer repleto de esperança. Sem fé eu não teria chegado até aqui.

Aos meus pais, Maria de Brotas e Alírio, e meus irmãos, Nayane, Aelson e Alex, pela compreensão em todos os momentos. Minha família é a grande responsável pelo que sou e por tudo que conquistei.

Ao meu esposo Denes, pelo carinho, dedicação e demonstrações diárias de amor. Agradeço por tornar meus dias mais leves, com nossos risos constantes, carinhos e muito companheirismo.

Aos professores Juan Delgado, Cira Pitombo e Rita Salgueiro, pelos ensinamentos, paciência e orientações que foram essenciais para alcançar os objetivos do presente estudo.

À Secretaria da Segurança Pública da Bahia, pela disponibilização dos dados e apoio de todos, desde o superintendente da SIAP aos amigos da DAO – Diretoria de Avaliação Operacional. Em especial a Evaldo Simões, pelos ensinamentos oferecidos desde o início da minha atuação na SSP-BA, e aos amigos geógrafos, Jorge Andrade e Manoela Évelim.

Aos profissionais da área de segurança pública e acadêmicos especialistas sobre o tema, os quais contribuíram significativamente com suas experiências e opiniões, principalmente na etapa das entrevistas.

A todos meus amigos, bem como aos colegas, professores e funcionários do Laboratório CETRAMA, em especial a Marcella Viana e Samille Rocha, pelo apoio nos momentos em que mais precisei.

Ao Mestrado em Engenharia Ambiental Urbana (MEAU) da Universidade Federal da Bahia (UFBA), pela oportunidade e aprendizados construídos através do convívio com os professores deste Programa de Pós-graduação. Agradeço ainda mais a todos os mestres que sempre serviram de inspiração e incentivo para mim, incluindo, especialmente, os professores da minha graduação em Geografia na UEFS. Muito obrigada!

RESUMO

A redução da qualidade do serviço de transporte público pode provocar uma maior procura pelo uso de automóveis ou motocicletas, contribuindo para uma cidade cada vez menos sustentável. Adicionalmente, os roubos que ocorrem no interior do transporte coletivo por ônibus agravam ainda mais essa situação, pois contribuem para a redução da qualidade do serviço. Desta forma, esta pesquisa visa analisar os roubos no sistema de transporte coletivo por ônibus da cidade de Salvador, Bahia, a partir do estudo da distribuição espacial das ocorrências, além da compreensão das variáveis associadas a este delito. Busca-se avaliar particularmente os padrões de distribuição espacial destas ocorrências na cidade, a partir de diferentes técnicas de análise espacial, tais como a análise de densidade Kernel, a Krigagem Indicativa (técnica geoestatística) e a avaliação multicritério em ambiente de Sistema de Informação Geográfica (SIG). A primeira etapa da análise corresponde ao estudo da dinâmica espaço-temporal das ocorrências, ou seja, os seus padrões de concentração ao longo do ano através dos mapas Kernel, para o biênio 2013 e 2014. Num segundo momento, realizou-se a modelagem geoestatística utilizando os dados de roubo em ônibus registrados no ano de 2013 em Salvador. A Krigagem Indicativa possibilitou a geração de superfície de probabilidades de ocorrências de roubo em ônibus na cidade. Finalmente, na etapa de avaliação multicritério em ambiente SIG, foram identificados os cinco fatores que mais influenciam para a ocorrência de roubo em ônibus em Salvador, segundo a opinião de especialistas: F1 - proximidade a locais que facilitam a fuga; F2 - ausência de policiamento; F3 - maior frequência de ônibus; F4 - grande movimentação de pessoas; F5 - proximidade a pontos de tráfico de drogas. Esses fatores foram integrados numa estrutura de análise espacial multicritério, fornecendo o mapa de potencial de ocorrência de roubo em ônibus em Salvador. Através da interpretação dos mapas resultantes de cada etapa de análise, foi possível identificar os diferentes padrões espaciais do fenômeno em estudo Os resultados desta pesquisa podem servir como suporte no processo de tomada de decisão, planejamento e políticas públicas que visem proporcionar maior segurança no transporte público de Salvador e, por conseguinte, o fortalecimento da mobilidade sustentável na cidade, a partir de intervenções direcionadas aos fatores críticos e locais de maior probabilidade e/ou potencial de ocorrência de roubos em ônibus.

Palavras-chave: roubo em ônibus, kernel, geoestatística, avaliação multicritério.

SPATIAL EVALUATION OF ROBBERY'S OCCURRENCE IN URBAN TRANSIT

ABSTRACT

The decrease in urban transit quality service could increase the demand for the cars and motorcycle usage, contributing to a less sustainable city. Additionally, robberies occurring within the urban transit could aggravate this situation, as they contribute to a reduction in public transportation service.. Thus, this research aims to analyze robberies in public transportation system by bus in the city of Salvador, Bahia, through the spatial distribution of the cases, beyond the comprehension of some variables related to the robberies. The authors search to address the spatial distribution patterns of these occurrences in the city, through different spatial analysis techniques such as kernel density analysis, Indicator Kriging (geostatistics modelling) and multicriteria evaluation in Geographic Information System (GIS). The first stage of the analysis was the evaluation of the spatio-temporal dynamics of events, through the Kernel maps, for the biennium 2013 and 2014. Secondly, it was carried out Indicator Kriging using urban transit data robberies registered in 2013. This second step generated a probability surface of theft incidents in the city. Finally, through the multicriteria evaluation step in GIS environment, the five factors that influence the occurrence of bus robbery in Salvador were identified, according to expert opinion: F1 - proximity to places that facilitate the escape; F2 - lack of policing; F3 - higher bus frequency; F4 - large people movement; F5 - proximity to drug trafficking points. These factors were integrated into a multicriteria spatial analysis structure, providing the potential map of transit thefts in Salvador. Through the interpretation of the maps resulting from each spatial analysis stage, it was possible to identify the different spatial patterns of the phenomenon under study. The results of this research can serve as support in the decision making process, planning and public policies to provide greater security in public transportation and therefore the strengthening of sustainable mobility in the city, through interventions targeted to critical and local factors of greater likelihood and / or potential occurrence of bus robberies.

Keywords: bus robbery; kernel, geostatistics, multicriteria evaluation.

SUMÁRIO

	Pág.
BANCA EXAMINADORA	v
AGRADECIMENTOS	vi
RESUMO	vii
ABSTRACT	viii
SUMÁRIO	ix
ÍNDICE DE TABELAS	xii
ÍNDICE DE FIGURAS	xiii
1 INTRODUÇÃO	1
1.1 Considerações iniciais	1
1.2 Objetivos	3
1.2.1 <i>Geral</i>	3
1.2.2 Específicos	4
1.3 Justificativa	4
1.4 Estrutura do trabalho	5
2 REVISÃO DE LITERATURA	7
2.1 Roubo em transporte coletivo urbano por ônibus	7
2.2 Análise espacial e problemas de planejamento de transportes	9
3 FERRAMENTAS ABORDADAS	14
3.1 Análise espacial e estimador de densidade kernel (KDE)	14
3.2. Modelagem geoestatística	16
3.3 Avaliação multicritério em ambiente SIG	22
4 MÉTODO	26
4.1 Área de estudo	26

	4.2 Materiais	28
	4.2.1 Aplicativos	31
	4.3 Proposta metodológica	32
	1ª Etapa: Construção do referencial teórico	32
	2º Etapa: Levantamento e seleção de fatores	33
	3º Etapa: Construção do banco de dados	35
	4º Etapa: Pré-processamento dos dados	36
	5ª Etapa: Análise espaço-temporal	40
	6ª Etapa: Modelagem geoestatística	40
	7ª Etapa: Análise multicritério em ambiente SIG	41
	8ª Etapa: Análise comparativa e discussões	42
	9ª Etapa: Considerações finais	42
5	CARACTERIZAÇÃO E ANÁLISE ESPAÇO-TEMPORAL	DAS
OCC	DRRÊNCIAS	43
	5.1 Caracterização dos registros de roubo em ônibus de 2012 a	2014
		43
	5.2 Análise espaço-temporal das ocorrências	45
	5.3 Conclusões preliminares	52
6 M	ODELAGEM GEOESTATÍSTICA: RESULTADOS E DISCUSSÕES	54
	6.1 Análise da estrutura espacial	56
	6.2 Validação	57
	6.3 Estimação: Krigagem Indicativa	58
	6.4 Conclusões preliminares	60
7 A\	ALIAÇÃO MULTICRITÉRIO EM AMBIENTE SIG: RESULTADOS	62

7.1 Mapeamento dos fatores62
7.2 Hierarquização e ponderação dos fatores83
7.3 Combinação dos modelos digitais ou fatores em ambiente SIG85
7.4 Conclusões preliminares101
8 ANÁLISE COMPARATIVA E DISCUSSÕES103
9 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES109
REFERÊNCIAS114
APÊNDICE A : ROTEIRO DO QUESTIONÁRIO121
APÊNDICE B: PESQUISA QUALITATIVA JUNTO AOS ESPECIALISTAS124

ÍNDICE DE TABELAS

Pág.
Tabela 1: Fatores considerados na AMC31
Tabela 2: Medidas descritivas da variável roubo em ônibus38
Tabela 3: Ocorrências de roubo em ônibus coletivo em Salvador-Bahia (2012 a 2014)
Tabela 4: Quantidade de ocorrências de roubo em ônibus por mês e participação percentual (2012 a 2014)44
Tabela 5: Quantidade de ocorrências de roubo em ônibus por dias da semana e participação percentual (2012 a 2014)45
Tabela 6: Parâmetros utilizados na modelagem dos variogramas experimentais
Tabela 7: Resultados da validação cruzada58
Tabela 8: Bairros que compõem as Organizações da Polícia Militar em Salvador-BA69
Tabela 9: Efetivo policial por Organizações da Polícia Militar (2015) em Salvador-BA e índice de policiamento por hectare
Tabela 10: Frequência de ônibus nos principais corredores de Salvador-BA74
Tabela 11: Notas atribuídas aos fatores pelos especialistas84
Tabela 12: Resultado da matriz de prioridade com os pesos e importância de cada fator84
Tabela 13: Parâmetros de reclassificação do mapa de potencial de roubo em ônibus

ÍNDICE DE FIGURAS

Pag.
Figura 1: Parâmetros principais de um variograma19
Figura 2: Localização do município de Salvador na Bahia26
Figura 3: Classificação dos bairros de Salvador segundo a densidade demográfica por hectare (IBGE, 2010)27
Figura 4: Mapeamento dos bairros de Salvador e territórios que não foram considerados na pesquisa
Figura 5: Distribuição espacial das zonas de tráfego em Salvador, Bahia30
Figura 6: Fluxograma metodológico32
Figura 7: Exemplo de aplicação de matriz critério x critério35
Figura 8: Exemplo do resultado de uma matriz critério x critério35
Figura 9: Centróides dos logradouros com registros de roubo em ônibus em Salvador, 2013
Figura 10: Mapas trimestrais de densidade <i>kernel</i> das ocorrências de roubo em ônibus em Salvador- BA (2013)46
Figura 11: Mapas trimestrais de densidade <i>kernel</i> das ocorrências de roubo em ônibus em Salvador- BA (2014)48
Figura 12: Mapas de densidade por trimestres no biênio 2013 – 2014, referente às ocorrências de roubo em ônibus em Salvador- BA49
Figura 13: Destaque para as áreas com alta densidade de ocorrências de roubo em ônibus no primeiro trimestre do biênio 2013 – 201450
Figura 14: Destaque para as áreas com alta densidade de ocorrências de roubo em ônibus no segundo trimestre do biênio 2013 – 201451
Figura 15: Destaque para a principal área com alta densidade de ocorrências de roubo em ônibus no terceiro trimestre do biênio 2013 – 201451

Figura 16: Destaque para área com alta densidade de ocorrências de roubo em ônibus no quarto trimestre do biênio 2013 – 201452
Figura 17: Distribuição espacial da variável binária "roubo em ônibus" por centróide das ZTs: (a) 1º Quartil; (b) Mediana; (c) 3º Quartil54
Figura 18: Variogramas modelados para a variável "roubo em ônibus". (a) 1º Quartil; (b) Mediana; (c) 3º Quartil
Figura 19: Mapas de probabilidades de ocorrências de roubo em ônibus coletivos em Salvador59
Figura 20: Distribuição espacial dos aglomerados subnormais (a), e presença de vazios urbanos em Salvador (b)
Figura 21: Destaque para um aglomerado subnormal na região da orla de Salvador (a) e o mesmo aglomerado após edição (b)
Figura 22: Destaque para um recorte da base original de vazios urbanos em Salvador (a) e o mesmo recorte após edição (b)
Figura 23: Distribuição espacial dos locais que facilitam a fuga (a), e resultado do mapa de distância do respectivo fator em Salvador (b)65
Figura 24: Função de pertinência do fator 1 – proximidade a locais que facilitam a fuga
Figura 25: Distribuição espacial dos dados fuzzificados referente ao fator "locais que facilitam a fuga" em Salvador - BA
Figura 26: Distribuição espacial do efetivo policial em 2015 por OPM (a), e índice de policiamento por hectare em Salvador (b)71
Figura 27: Função de pertinência do fator 2 – ausência de policiamento
Figura 28: Distribuição espacial dos dados fuzzificados referente ao fator "policiamento" em Salvador - BA
Figura 29: Distribuição espacial dos principais corredores de ônibus em Salvador (a) e resultado do buffer de 50 metros do respectivo vetor (b)73

principais corredores de ônibus em Salvador - BA75
Figura 31: Função de pertinência do fator 3 – maior freqüência de ônibus76
Figura 32: Distribuição espacial dos dados normalizados referente ao fator "frequência de ônibus" em Salvador - BA77
Figura 33: Distribuição espacial da quantidade de viagens não motorizadas atraídas por zonas de tráfego em Salvador (a) e resultado do índice de viagens não motorizadas atraídas por hectare (b)
Figura 34: Função de pertinência do fator 4 – grande movimentação de pessoas79
Figura 35: Distribuição espacial dos dados normalizados referentes ao fator "movimentação de pessoas" em Salvador - BA80
Figura 36: Distribuição espacial das ocorrências de tráfico de drogas em Salvador, em 2015 (a) e resultado do mapa de distância dos pontos de tráfico de drogas (b)
Figura 37: Função de pertinência do fator 5 – proximidade a locais que facilitam a fuga82
Figura 38: Distribuição espacial dos dados fuzzificados referentes ao fator "tráfico de drogas" em Salvador - BA83
Figura 39: Mapa de potencial de ocorrência de roubo em ônibus em Salvador-BA
Figura 40: Mapa de potencial de ocorrência de roubo em ônibus em Salvador-BA nos principais corredores de ônibus
Figura 41: Distribuição espacial dos trechos com potencial "muito alto" de roubo em ônibus em Salvador-BA (a) e destaque para os trechos críticos da região de Bom Juá (b)
Figura 42: Destaque para um trecho da Rodovia BR 324 com potencial "muito alto" de roubo em ônibus90

Figura 43: Destaque para um trecho da Rua Engenheiro Austricliano com potencial "muito alto" de roubo em ônibus90
Figura 44: Destaque para um trecho da Rua Augusto Brandão com potencial "muito alto" de roubo em ônibus91
Figura 45: Destaque para os trechos com potencial "muito alto" de roubo em ônibus na região de Brotas (a) e Caminho das Árvores (b)92
Figura 46: Destaque para um trecho da Avenida Vasco da Gama com potencial muito alto de roubo em ônibus93
Figura 47: Destaque para um trecho da Avenida Tancredo Neves com potencial muito alto de roubo em ônibus
Figura 48: Distribuição espacial dos trechos com potencial alto de roubo em ônibus em Salvador-BA (a) e destaque para os trechos críticos da região de Itapuã (b)
Figura 49: Destaque para um trecho da Avenida Dorival Caymmi com potencial alto de roubo em ônibus95
Figura 50: Destaque para um trecho da Avenida Luis Viana Filho (Paralela) com potencial alto de roubo em ônibus96
Figura 51: Distribuição espacial dos trechos com potencial médio de roubo em ônibus em Salvador-BA (a) e destaque para os trechos da região de piatã (b)
Figura 52: Destaque para um trecho da Avenida Orlando Gomes com potencial médio de roubo em ônibus
Figura 53: Distribuição espacial dos trechos com potencial baixo de roubo em ônibus em Salvador-BA (a) e destaque para os trechos da região de Canela (b)
Figura 54: Destaque para um trecho no Largo do Campo Grande com potencial baixo de roubo em ônibus99

Figura 55: Distribuição espacial dos trechos com potencial muito baixo de
roubo em ônibus em Salvador-BA (a) e destaque para os trechos da região de
Garcia (b)100
Figura 56: Destaque para um trecho da Avenida Vale dos Barris com potencial
muito baixo de roubo em ônibus100
Figura 57: Comparativo de mapas resultantes das análises por kernel (a),
geoestatística (b) e avaliação multicritério (c)106
Figura 58: Distribuição espacial de potencial de ocorrência e registros de roubo
em ônibus (2013 e 2014) na região de Bom Juá/São Caetano

1 INTRODUÇÃO

1.1 Considerações iniciais

A violência no transporte público é um tema diretamente relacionado à Engenharia Urbana e de Transportes, pois afeta a produtividade e a qualidade dos transportes das cidades e a gestão adequada do transporte público urbano. FERRAZ e TORRES (2004) corroboram com essa relação, pois consideram a segurança um dos critérios que afetam principalmente a qualidade do transporte público por ônibus, abrangendo os acidentes durante o deslocamento e atos de violência.

PARASURAMAN *et al.* (1985) enumeraram dez aspectos fundamentais na qualidade de serviços em transporte, e entre estes a segurança. Este fator, ainda segundo os autores supracitados, refere-se ao nível de perigo, risco ou dúvida durante o transporte, abrangendo, desta forma, o risco de roubo.

A qualidade no transporte público passou a ser entendida, a partir dos anos 90, no contexto dos parâmetros da qualidade pela visão do usuário, ou seja, deixou de ser analisada no campo operacional para contemplar as expectativas do usuário e necessidades dos cidadãos em relação ao transporte público. Assim, a qualidade, além de ser um parâmetro quantitativo, passa a ser considerado também qualitativo, pois envolve a satisfação do uso (Bertozzi e Lima Jr, 1998).

A redução da qualidade do serviço de transporte público provoca uma maior procura pelo uso do automóvel e outros modos de transporte individuais, contribuindo para uma cidade cada vez menos sustentável. As consequências desse problema são facilmente percebidas pelo aumento de veículos nas vias, muitas vezes transportando apenas uma pessoa, acarretando no aumento de congestionamentos e elevação no tempo de viagem. O congestionamento é visto como um dos principais fatores que prejudicam a qualidade de vida das pessoas e eficiência do sistema de transporte (Banister, 2008).

A mobilidade sustentável não visa proibir o uso do automóvel e outros modos de transportes individuais motorizados, mas sim proporcionar uma

cidade com alta qualidade de mobilidade e acessibilidade, num nível adequado para que a maioria das pessoas não necessite do carro para se transportar (Banister, 2008). Desta maneira, deve haver uma valorização do transporte público em relação ao transporte individual motorizado, proporcionando qualidade e eficiência, de acordo com as necessidades de mobilidade da população. Isso envolve uma melhora na segurança relacionada ao sistema de transporte público, principalmente na redução de roubo em ônibus, como um dos fatores que afetam a qualidade do serviço.

GOMES (2005) ressalta que a cidade se tornou um lugar perigoso, inseguro, repartido e fragmentado, diferente do seu objetivo na origem da humanidade, que era de proteger os cidadãos. Assim, a violência constrange a população e impede direitos fundamentais, como o direito de ir e vir. A violência é um problema bastante complexo e necessita de estudos com diferentes abordagens para investigação.

As consequências do problema de insegurança no transporte público têm rebatimento direto na questão da mobilidade urbana, uma vez que, devido aos grandes números de roubos e outros delitos em ônibus coletivos, sempre que possível o cidadão busca outros transportes considerados mais "seguros"-os quais muitas vezes não são sustentáveis - gerando um deslocamento cada vez menos eficaz para todos. Desta forma, as consequências atingem toda a sociedade, não somente àqueles que utilizam transporte coletivo. Outros tipos de danos causados pelo roubo em ônibus coletivos estão relacionados com as perdas materiais, e até mesmo o risco de morte que ficam submetidos àqueles que se encontram no interior ou próximos aos ônibus, no momento do roubo. Isso porque, na maioria das vezes, os roubos são realizados por indivíduos portando armas de fogo ou armas brancas.

Nesse sentido, PAES-MACHADO e LEVENSTEIN (2002) corroboram afirmando que os roubos em ônibus coletivos podem provocar lesões fatais e não fatais, medo e conflitos de identidade, além de tensões com os passageiros e conflitos trabalhistas no que tange ao pagamento do prejuízo.

O roubo em ônibus é influenciado, dentre outros fatores, pelas características do ambiente urbano, tais como infraestrutura urbana,

rotas\itinerários do transporte público, características do meio ambiente construído e do espaço público. Desta forma, se configura como um fenômeno que apresenta influência de fatores com atributos espaciais – ou seja, que possuem uma expressão territorial - dentre outros, possibilitando uma abordagem a partir de análise espacial.

Nesse ínterim, o roubo no transporte coletivo por ônibus geralmente apresenta um padrão de distribuição espacial, o que justifica a utilização de técnicas de análise espacial em estudos que consideram esta temática, objetivando aprimorar as análises tendo por atributo adicional a localização geográfica destes eventos. Essa distribuição espacial está muitas vezes relacionada às características das rotas/itinerários de transporte, do meio ambiente construído e do ambiente físico. Isso porque o sítio geográfico, o padrão de ocupação do solo urbano, as características das rotas e demanda por transporte público facilitam a ação e evasão desse tipo de crime.

No entanto, observa-se na literatura uma carência de metodologia baseada numa abordagem espacial para análise dos fatores que possuem uma expressão espacial associados ao roubo em ônibus coletivos. Assim, a inserção de técnicas de análise espacial de dados pode aprimorar as análises, possibilitando uma compreensão dos fatores com atributos espaciais relacionados a este delito. Entre essas técnicas estão a análise de densidade *kernel*, a geoestatística e avaliação multicritério em ambiente de Sistema de Informação Geográfica (SIG), abordadas e aplicadas nesta pesquisa.

1.2 Objetivos

1.2.1 *Geral*

• Desenvolver uma proposta metodológica a fim de analisar a distribuição espacial das ocorrências de roubo no sistema de transporte coletivo por ônibus, visando obter uma maior compreensão das variáveis associadas a este delito.

1.2.2 Específicos

- Caracterizar e compreender as ocorrências de roubo no transporte coletivo por ônibus em Salvador-BA;
- Identificar áreas de maior probabilidade de ocorrências de roubo em ônibus coletivos em Salvador-BA;
- Compreender os fatores relacionados aos roubos em ônibus coletivos em Salvador-BA, identificando os locais com maior potencial para a ocorrência deste delito.

1.3 Justificativa

A temática da violência em transportes é bastante complexa e importante, pois compromete o direito de mobilidade e bem-estar dos cidadãos, gerando insegurança na população. Tendo como base a mobilidade sustentável, esta pesquisa justifica-se pela necessidade de estudos sobre a violência no sistema de transporte coletivo por ônibus, pois este representa um dos fatores que geram a redução da qualidade do transporte público, o que provoca o aumento do uso de modos de transportes individuais, muitas vezes não sustentáveis. Logo, as diversas abordagens sobre este tema são importantes, se inserindo nesse contexto, o potencial das ferramentas de análise espacial.

O uso de técnicas de análise espacial de dados em temas como este, que apresenta uma expressão territorial, se faz imprescindível, uma vez que esta ferramenta possibilita a espacialização dos dados através da quantificação, qualificação e localização, além de proporcionar o relacionamento com outras variáveis espaciais na análise dos fenômenos (Francisco Filho, 2004).

Desta forma, a análise espacial das ocorrências de roubo em ônibus, realizada a partir de diferentes técnicas, possibilita uma melhor compreensão

da dinâmica deste delito e identificação do padrão de distribuição espacial das ocorrências, incluindo o estudo dos fatores relacionados.

Pesquisas como esta podem auxiliar no planejamento urbano e elaboração de políticas públicas que visem à redução da violência no transporte coletivo por ônibus, uma vez que, no decorrer deste estudo, identificou-se o padrão de distribuição espacial desse delito, e foram mapeadas as áreas com maior probabilidade de ocorrência do delito. Além disso, houve o mapeamento dos fatores que mais influenciam na ocorrência de roubo em ônibus coletivos, e, posteriormente, elaborou-se o mapa de potencial de ocorrência de roubos em ônibus, ponderado por todos os fatores relacionados. Desta forma, os recursos podem ser otimizados e direcionados para as regiões mais críticas e que necessitam de intervenção.

1.4 Estrutura do trabalho

Esta dissertação está organizada em nove capítulos além desta introdução: 2. Referencial teórico; 3. Ferramentas abordadas; 4. Método; 5. Caracterização e análise espaço-temporal das ocorrências; 6. Modelagem geoestatística: resultados; 7. Avaliação multicritério em ambiente SIG; 8. Análise comparativa e discussões; 9 Conclusões e recomendações.

O referencial teórico (capítulo 2) apresenta os principais conceitos que envolvem a problemática do roubo em ônibus coletivos, bem como uma revisão de trabalhos nacionais e internacionais sobre a temática.

O capítulo 3 condensa as principais características e informações sobre as técnicas utilizadas durante o estudo, destacando aspectos importantes a serem considerados na aplicação. Desta forma, são descritos os conceitos e parâmetros relacionados às técnicas de *kernel*, geoestatística e avaliação multicritério em ambiente SIG.

No capítulo 4 são descritos os materiais utilizados nesta pesquisa, bem como os procedimentos realizados e método adotado para análise espacial dos roubos em ônibus coletivos. Para melhor compreensão, a descrição do método

foi subdividida em nove etapas, que foram imprescindíveis para obtenção dos resultados.

Logo a seguir, são explanados os resultados (capítulos 5, 6 e 7). No capítulo 5 há uma caracterização dos roubos em ônibus em Salvador-BA, e análise espaço-temporal a partir de mapas referentes ao período estudado. O capítulo 6 é constituído da descrição dos resultados atingidos a partir da modelagem geoestatística dos dados de roubo em ônibus em Salvador, com apresentação dos mapas de probabilidade de ocorrência do fenômeno. Os resultados da avaliação multicritério em SIG compõem o capítulo 7, no qual são descritos e mapeados os principais fatores relacionados à problemática e resultado do mapa gerado pela combinação de todos esses fatores, correspondendo ao mapa de potencial de ocorrência de roubo em ônibus.

No capítulo 8 realiza-se uma análise e discussão de todos os resultados encontrados, destacando as vantagens e contribuições de cada técnica para a análise de dados de roubos.

As principais conclusões e recomendações dessa pesquisa estão listadas no capítulo 9, contemplando as limitações encontradas no decorrer da pesquisa e aspectos que podem ser explorados em estudos posteriores.

2 REVISÃO DE LITERATURA

2.1 Roubos em transporte coletivo urbano por ônibus

A violência que acontece durante o deslocamento das pessoas que utilizam o transporte coletivo por ônibus nas cidades torna-se um tema relevante nas discussões sobre planejamento urbano e engenharia de transportes, pois influencia na qualidade e eficiência do serviço de transporte urbano e atinge, de forma direta, os cidadãos.

Na abordagem da violência no transporte coletivo por ônibus, a problemática dos roubos corresponde à dimensão da segurança pública, somados a outros problemas como furtos, assédio, agressões, entre outros. Em virtude da falta de segurança no transporte público por ônibus, parte da população busca outros modos de transporte, como o automóvel, contribuindo para o aumento do número de veículos nas vias, comprometendo a mobilidade urbana.

Neste contexto, vale ressaltar a definição de roubo, o qual é caracterizado pelo ato de "subtrair coisa móvel alheia, para si ou para outrem, mediante grave ameaça ou violência à pessoa, ou depois de havê-la, por qualquer meio, reduzido à impossibilidade de resistência" (Brasil, 2001). Para PAES-MACHADO e LEVENSTEIN (2002), entre os fatores associados a esse tipo de delito estão: volume de dinheiro transportado, facilidades de fuga dos ônibus, horários de maior arrecadação, paradas próximas aos fins de linha (trechos em que os veículos estão vazios) e policiamento urbano.

Estudos apontam a preocupação dos cidadãos em relação à segurança durante os deslocamentos por ônibus coletivos no Brasil, a exemplo da pesquisa realizada pelo Grupo Executivo de Transporte Urbano – GETRANS. Considerando cidades com mais de 500.000 habitantes, este estudo constatou a diminuição no número de usuários de ônibus, principalmente nos horários de menor movimento, em virtude da alta incidência de roubos (Medeiros, 2009).

MENDES (2008) analisou as ocorrências de roubo em ônibus na cidade de Uberlândia (MG) entre os anos de 2005 e 2006, e verificou algumas

características dos bairros que se destacaram com maior número de roubos, como alta demanda de passageiros e localização periférica.

Especificamente em Salvador, PAES-MACHADO e LEVENSTEIN (2002) desenvolveram um estudo que aborda o impacto da criminalidade violenta nas condições de trabalho, saúde e segurança dos trabalhadores de transporte coletivo, utilizando um método qualitativo. Com a análise do perfil dos agressores envolvidos com o crime em transporte público por ônibus, verificaram que os mesmos geralmente são jovens, desempregados e sem antecedentes criminais.

COUTO et al. (2011) analisaram as opiniões de motoristas e condutores sobre as causas de violência no trabalho e possíveis formas de prevenção no contexto do setor de transporte rodoviário. A pesquisa teve como área de estudo a cidade de Maputo, em Moçambique, e utilizou uma abordagem qualitativa, entrevistando trinta e dois profissionais da área supracitada. Assim, os autores identificaram o crime como uma das causas da violência no trabalho. Neste aspecto, os referidos autores sugerem um sistema judicial mais eficaz para combater as práticas ilícitas no ambiente de trabalho do sistema rodoviário. Entre as outras causas estão: problemas referentes a dinheiro, comportamento, ambiente e organização.

Utilizando uma perspectiva quantitativa, FYHRI e BACKER-GRØNDAHL (2012) utilizaram técnicas estatísticas para analisar a relação entre a percepção de risco no transporte e a personalidade, abordando fatores como violência e roubo. Para a análise dos resultados das entrevistas, utilizaram a técnica estatística de Regressão Múltipla Hierárquica. As amostras foram coletadas em Oslo e Kristiansand— Noruega. No tocante à percepção de risco, os referidos autores identificaram que isto depende do meio de transporte utilizado. Desta forma, se preocupar com incidentes desagradáveis foi um preditor significativo em relação ao transporte público.

Um estudo desenvolvido na Austrália por HART e MIETHE (2014), analisa a violência em torno de pontos de ônibus e em outros nós do sistema, em Henderson, Nevada. Os autores se basearam em fundamentos da criminologia ambiental para o desenvolvimento da análise e identificaram que

as paradas de ônibus são os locais de mais provável ocorrência de roubo quando comparados a qualquer outro nó da rede viária.

Em relação à criminalidade no transporte, de forma mais geral, em 1982 foi desenvolvido um trabalho sobre a temática de crime em sistema de transporte público a partir de uma perspectiva ambiental publicado nos Estados Unidos. PEARLSTEIN e WACHS (1982) identificaram que crimes ocorrem principalmente em rotas que atravessam áreas com altos índices de criminalidade em geral, sendo que a maioria acontece durante a noite.

2.2 Análise espacial e problemas de planejamento de transporte

No contexto dos trabalhos que apresentam estudos espaciais aplicados ao planejamento de transportes, JIN *et al.* (2006) analisaram a previsão de tráfego diário a partir de métodos de estatística espacial. O banco de dados foi organizado a partir de dados do Departamento de Transporte da Carolina do Norte — Estados Unidos. Os resultados gerados foram considerados satisfatórios para a construção do modelo e alcance do objetivo proposto, e os autores concluíram que a geoestatística mostrou-se eficaz na contagem de tráfego para locais em que dados são escassos e apresentam orçamento limitado.

ZHAO e CHUNG (2001) anteriormente desenvolveram um estudo similar, porém utilizando sistema de informações geográficas (SIG) para investigar fatores que contribuem para o tráfego médio diário na Flórida, com avaliação da previsão dos modelos gerados.

MIURA (2010) analisou o tempo de viagem através de resultados obtidos pelo método de krigagem. O estudo foi aplicado na região de Londres e concluiu que o método se mostrou eficaz para análise em áreas urbanas com tempos de viagem diversos em virtude de congestionamentos.

Um estudo mais recente foi proposto por DELMELLE e MURRAY (2012) que analisaram o desenvolvimento de uma estrutura de otimização das rotas de ônibus usando Sistema de Informação Geográfica (SIG) para a melhoria da acessibilidade por meio de adição de paradas e linhas, visando alcançar maior

número de passageiros. Entre os resultados da pesquisa, é proposta uma interface em SIG para apoiar na decisão de quais pontos de paradas de ônibus podem ser eliminados e quais devem ser estrategicamente mantidos, embasados em mapas interpolados.

Considerando o transporte ferroviário, por exemplo, uma modelagem geoestatística para estudo de impactos gerados por projetos de transporte urbano foi realizada por HAMED e EFFAT (2006). Com isso, são incorporadas informações espaciais e programação de software no estudo de caso de avaliação de um projeto de transporte ferroviário.

PITOMBO et al. (2010) desenvolveram um estudo visando comparar os resultados encontrados com uso de duas técnicas de análise espacial de dados para previsão de produção e atração de viagens urbanas. Assim, a primeira técnica utilizada se insere no contexto da geoestatística, a krigagem com deriva externa, e a segunda foi regressão geograficamente ponderada, para análise de dados da Região Metropolitana de São Paulo – RMSP. Sobre os resultados, os autores identificaram que ambas as técnicas podem ser consideradas satisfatórias para previsão de viagens, porém a krigagem apresenta a vantagem de possibilitar estimar valores desconhecidos em outras coordenadas geográficas diferentes daquelas pesquisadas.

Utilizando a técnica de krigagem numa abordagem para a ciência ambiental, há o estudo realizado por CHI e ZHENG (2013). Os autores propuseram analisar os impactos de transporte no ambiente natural em áreas de difícil acesso a dados. A pesquisa foi desenvolvida em Michigan, Estados Unidos.

No estudo desenvolvido por ZOU et al. (2012), os autores utilizaram a krigagem para estimação de dados de tráfego, e propõem uma medida de distância que melhor se ajusta aos estudos de rede rodoviária, buscando solucionar as limitações da krigagem tradicional, que usa geralmente a distância euclidiana. Com isso, concluíram que a métrica de distância melhorada aprimorou o resultado da interpolação de dados de tráfego, fornecendo dados mais confiáveis para várias aplicações. Os autores

mostraram que o método proposto apresentou erro menor quando comparado à aplicação da distância euclidiana para toda rede rodoviária.

Aplicando uma avaliação multicritério no planejamento de transporte, pode-se destacar o trabalho de SILVA (2014), que teve como objetivo a elaboração de um método para auxiliar na tomada de decisão sobre avaliação da "melhor" rota ciclável integrada ao transporte público em Salvador-BA, considerando os fatores de escolha dos ciclistas. Além da análise multicritério, foram utilizadas outras técnicas para avaliação das rotas. A validação foi realizada utilizando como área de análise a região do bairro de Mussurunga. Entre os resultados do estudo, identificou-se que os critérios que foram considerados mais importantes na escolha dos trajetos pelos ciclistas estão relacionados aos aspectos de segurança, tanto de trânsito, quanto segurança pública.

Numa aplicação ao sistema de transporte metroviário, ROCHA (2011) utilizou a avaliação multicritério para auxiliar a tomada de decisão no estudo das alternativas de integração intermodal e melhoria do trem localizado no subúrbio da Cidade do Salvador. O autor concluiu que a metodologia se mostrou eficaz para alcançar os objetivos propostos, e que existem alternativas viáveis para realizar a integração intermodal e aumentar a eficiência do trem do subúrbio de Salvador.

Especificamente relacionado às ocorrências de roubo em ônibus, há o estudo desenvolvido por LEÃO (2009), que analisou a probabilidade de ocorrência de roubo em transporte coletivo por ônibus, a partir de uma abordagem estatística e geoestatística. A autora realizou um mapeamento de roubos em ônibus urbanos por turno, considerando os casos registrados entre janeiro de 2006 e dezembro de 2009, em Belém-PA, e identificou as áreas e horários de alta periculosidade para a ocorrência deste crime. Finalmente, os quatro mapas de risco para cada turno foram somados e divididos por quatro para gerar um mapa de risco médio de ocorrências de roubo em coletivo em um turno qualquer. A partir do mapa de pontos "quentes" a autora concluiu que há sempre uma área com maior probabilidade de risco de roubo em coletivos, considerando todas as ocorrências na área urbana de Belém. No entanto,

observa-se que os fatores espaciais não foram mapeados para gerar o mapa de risco de roubo em questão.

Enquanto isso, OLIVEIRA (2005) caracterizou as ocorrências de roubo aos ônibus do Sistema Integrado de Transporte (SIT) da cidade de Uberlândia, Minas Gerais, e incrementou a análise com o mapeamento das ocorrências por bairro. Além disso, a autora investigou as conseqüências físicas e comportamentais dos operadores de ônibus após vivenciar o roubo e propôs medidas e ações específicas visando controlar a criminalidade nos ônibus coletivos, como implantação de câmeras, monitoramento em tempo real através de GPS (Sistema de Posicionamento Global) e implantação de bilhetagem eletrônica. Como resultado, a pesquisa comprovou, a partir do mapeamento das ocorrências por bairro, que os roubos em ônibus estão mais concentrados nos bairros periféricos da cidade e ocorrem principalmente nos horários de baixa demanda.

Nesse sentido, CARVALHO (2002) também realizou um mapeamento de roubos em ônibus em Minas Gerais, porém utilizou os dados de ocorrências registradas em determinadas linhas de ônibus de Belo Horizonte. O autor ressalta que os dados de roubos em ônibus são mais precisos quando possuem como fonte a própria empresa, uma vez que a Polícia Militar só registra a ocorrência caso seja realizada uma comunicação. Através do estudo, considerando uma amostra de 7 linhas de ônibus, o autor concluiu que os roubos em ônibus acontecem geralmente nos bairros próximos às periferias e nas proximidades dos finais de linhas dos ônibus.

Desta forma, são identificados estudos de análise espacial em diversas áreas, porém ainda há uma carência no que diz respeito às pesquisas sobre ocorrências de roubo em ônibus, principalmente de estudos que explorem os diferentes fatores que influenciam na ocorrência deste fenômeno.

Considerando que o roubo em ônibus possui uma dimensão territorial e, geralmente, um padrão de distribuição espacial, é possível a inserção de técnicas que considerem o atributo espacial para analisar esse tema, como análise de densidade *kernel*, modelagem geoestatística e avaliação multicritério em ambiente SIG (Sistema de Informação Geográfica). Conforme verificado

nos estudos citados anteriormente, há locais na cidade que apresentam uma maior frequência desses casos de violência, e podem ser estudados a partir de diferentes abordagens de análise espacial, a exemplo das técnicas que foram aplicadas nesta pesquisa, as quais estão descritas a seguir.

3 FERRAMENTAS ABORDADAS

3.1 Análise espacial e estimador de densidade *kernel* (KDE)

A análise espacial de dados é um conjunto de técnicas que busca descrever os padrões existentes nos dados espaciais e estabelecer, preferencialmente de forma quantitativa, os relacionamentos entre as diferentes variáveis geográficas (Carneiro e Santos, 2003). Neste contexto, os dados espaciais são definidos por CÂMARA *et al.* (2004) como quaisquer dados que possam ser caracterizados no espaço, em função de algum sistema de coordenadas.

A análise espacial permite descrever a distribuição das variáveis de estudo, identificar observações atípicas, e buscar a existência de padrões na distribuição espacial. CÂMARA *et al.* (2004) afirmam que a maior parte das ocorrências, sejam essas naturais ou artificiais, apresentam entre si uma relação que depende da distância. Daí surge o conceito de dependência espacial.

Este conceito está relacionado à afirmação de Waldo Tobler na década de 70, de que todas as coisas apresentam semelhanças, porém coisas que estão próximas se parecem mais que as mais distantes. O que significa que coisas mais próximas no espaço tendem a possuir valores mais similares, possibilitando a correlação de atributos (Tobler, 1970).

Neste contexto se inserem as análises de padrões pontuais, a exemplo das análises obtidas a partir do estimador de densidade por *kernel* (KDE), que se configura como importante ferramenta para análise espacial. Isso porque, conforme afirmam CÂMARA E CARVALHO (2004), os estimadores de intensidade possibilitam uma visão geral da distribuição dos pontos que representam o fenômeno em análise.

A palavra *kernel* significa "núcleo", e o uso dessa técnica se intensificou após os trabalhos desenvolvidos por Rosenblatt e Parzen, em meados do século XX (Lucambio, 2008). A aplicação dessa técnica num conjunto de pontos distribuídos no espaço gera uma superfície que contém valores proporcionais à intensidade das amostras por unidade de área, também

denominados de densidade. Para tanto, os seguintes parâmetros são necessários: raio de influência ($\tau \ge 0$) e uma função de estimação k (Câmara e Carvalho, 2004). Desta forma, este interpolador apresenta a vantagem de permitir uma melhor interpretação dos dados quando há uma significativa concentração de pontos, o que não seria possível apenas com uma análise visual. Outra vantagem dessa técnica diz respeito à possibilidade de não limitar o resultado da interpolação a áreas pré-definidas, ou seja, os valores serão estimados considerando o raio definido pelo analista.

De acordo com CÂMARA E CARVALHO (2004), considerando as localizações $(u_1,...,u_n)$ de um evento (n) distribuídos numa determinada região (A), sendo u a localização genérica a ser estimada, o cálculo é realizado considerando os eventos $\{u_i,...u_{i+m-1}\}$ que compreendem um raio τ em torno da localização u e distância d entre essa localização e a i-ésima amostra. A seguir a definição geral do estimador kernel (Equação 1)

$$\hat{\lambda}_{\tau}(u) = \frac{1}{\tau^2} \sum_{i=1}^{n} k(\frac{d(u_i, u)}{\tau}) , d(u_i, u) \le \tau$$
(1)

Desta forma, o raio de influência é o parâmetro mais importante, pois define a área tendo como centro o ponto u, na qual os eventos u_i são considerados para a estimativa da intensidade.

Segundo BEATO (2008), os procedimentos que norteiam a aplicação do estimador *Kernel* podem ser resumidos da seguinte forma:

"Crie uma grade sobre o mapa a ser analisado; Para cada ponto da grade, identifique os pontos que estão a uma distância menor ou igual ao raio do círculo centrado nele; Para cada ponto encontrado dentro do círculo, calcule a função *Kernel* nesse ponto e acumule o resultado; O resultado da soma acumulada é o *Kernel* do ponto da grade (Beato, 2008, p. 31)".

Assim, o resultado do *kernel* é um mapa que apresenta a variação contínua do evento na região de interesse, representando a intensidade do fenômeno através das diferentes tonalidades. Geralmente utilizam-se cores quentes para representar os valores mais altos de intensidade do fenômeno

(áreas críticas), enquanto que as áreas de cores frias indicam a menor intensidade do evento.

3.2 Modelagem geoestatística

Entre as técnicas de análise espacial encontra-se também a análise geoestatística. Essa técnica considera a dependência espacial entre as amostras, através da utilização dos valores da localização espacial das mesmas. A partir da análise geoestatística é possível identificar a estrutura espacial da variância, proporcionando conhecer aspectos que não estariam disponíveis através de outros métodos.

O primeiro autor que discutiu e utilizou o termo geoestatística foi o engenheiro francês MATHERON (1963), que analisou os princípios dessa técnica e propõe o conceito de variáveis regionalizadas, a qual fornece a dependência espacial a partir da distância, pois considera a localização geográfica dos dados, e também introduziu a noção de variograma.

No entanto, o pesquisador Daniel Krige já havia iniciado, na década de 1950, estudos sobre dados relacionados às atividades em minas de ouro na África do Sul, propondo o uso de geoestatística para avaliação de jazidas minerais, pois identificou a necessidade de considerar a distância entre as observações. Desta forma, a origem da geoestatística ocorreu na escola sulafricana, que iniciou os estudos sobre correlações espaciais e problemas de erros de estimação (Andriotti, 2003). Representou um avanço nos estudos da época, uma vez que se começa a identificar a necessidade de analisar os fenômenos espaciais de forma mais adequada, já que a estatística tradicional não considera o atributo espacial dos dados em análise, impossibilitando um estudo mais completo do fenômeno.

Em 1971 foi publicada uma revisão da obra do francês Matheron (Watson, 1971), em que o método de krigagem - que representa um dos aspectos fundamentais para a aplicação da geoestatística - foi explicado de forma intuitiva, bem como foram destacados os problemas estatísticos

existentes. O termo krigagem homenageia Daniel Krige, que desenvolveu os primeiros estudos relacionados à geoestatística.

A partir de então, surgem diversos estudos com aplicação de técnicas de geoestatística, principalmente na área de geologia (De Geoffroy e Wignall, 1972; Drew, 1977; Klinge, 1971; Sinclair e Werner, 1978), e em 1977 foi publicado um estudo na área de hidrologia (Torelli e Tomasi, 1977), bem como uma aplicação em petróleo e gás em 1978 (Barouch e Kaufman, 1978).

ISAAKS e SRIVASTAVA (1988) corroboram com uma discussão relacionada à geoestatística e afirmam que a base desse conjunto de técnicas é a descrição, modelagem e uso de continuidade espacial. Os autores realizaram uma revisão sobre conceitos importantes na área, como variograma e autocovariância.

GOOVAERTS (2008) desenvolveu um estudo visando mapear a distribuição espacial de uma determinada variável de interesse em regiões geográficas, utilizando dados de saúde. Realizou uma comparação entre o Estado de Indiana e quatro estados do oeste dos Estados Unidos.

Observa-se, então, uma necessidade de aprofundar os conhecimentos em relação à geoestatística aplicada à área de engenharia de transporte, mais especificamente no estudo de dados de segurança pública, que ainda não foram explorados de forma aprofundada a partir desse método.

A seguir são descritos e analisados com maior detalhamento os conceitos essenciais para o entendimento da análise geoestatística. Está subdividida nas principais etapas que compõem a análise: Análise exploratória dos dados; Análise da estrutura espacial; Ajuste de variogramas teóricos; Validação e Estimação: krigagem indicativa.

a. Análise exploratória dos dados

Nesta fase inicial, realiza-se a análise da distribuição e variabilidade espacial do fenômeno espacial em estudo, a partir da amostra selecionada. Segundo YAMAMOTO e LANDIM (2013) a amostra corresponde ao

"subconjunto de valores do fenômeno espacial", que reproduz a distribuição e variabilidade espacial do fenômeno, quando considerada representativa.

Neste momento, busca-se o conhecimento do comportamento das variáveis e identificação de existência de padrão espacial através da análise do mapa de pontos, por exemplo. Desta forma, passa a se conhecer algumas características importantes dos dados, como a localização das regiões que apresentam os valores mais altos e baixos dos dados, a partir da análise da variável regionalizada (VR).

Uma variável regionalizada (VR) corresponde àquela que caracteriza um fenômeno regionalizado, ou seja, que se distribui espacialmente com certa estrutura espacial. A VR destaca a importância das relações espaciais presentes entre as observações que constituem a amostra. O termo regionalizado refere-se ao fato de os valores das observações em análise não serem totalmente independentes, pois têm influência a partir de sua localização geográfica (Andriotti, 2003). Logo, um valor elevado apresenta maior probabilidade de ter outro valor elevado em sua proximidade do que um valor baixo.

Podem ser destacados dois aspectos contraditórios das VR: o aspecto aleatório e estruturado dos fenômenos. É aleatório pela característica que os valores possuem de variar entre si (Andriotti, 2003). É estruturado na medida em que apresenta as correlações que existem entre os diversos pontos onde ocorre o fenômeno (Sousa e Muge, 1990).

b. Análise da estrutura espacial e ajuste de variograma teórico

Nesta etapa da análise, pode-se verificar a presença de anisotropia ou isotropia, bem como se define qual a direção que apresenta a maior variabilidade dos dados, correspondendo à direção principal, e seu ângulo ortogonal. Um fenômeno é considerado isotrópico quando a covariância muda em função apenas da distância; quando este valor depende também da direção, tem-se um fenômeno espacial anisotrópico. O principal resultado dessa etapa é a construção do variograma.

A ferramenta primária da modelagem geoestatística é o variograma, que representa graficamente as informações da variável regionalizada. A função do variograma é determinada pela média das variâncias entre os pontos, tal como na Equação 2.

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^{n(h)} [Z(x) - Z(x+h)]^2$$
 (2)

Sendo N o número total de observações da amostra em cada distância h.

A partir dos conceitos matemáticos estabelecidos na Equação 2, tornase necessária a definição de parâmetros de cálculo, para representação gráfica do variograma experimental. Estes parâmetros são: a distância de corte, o lag, a tolerância de lag e a direção angular.

A etapa seguinte se refere ao ajuste do variograma teórico (modelo esférico e exponencial, por exemplo). A Figura 1 apresenta os parâmetros do variograma teórico esférico.

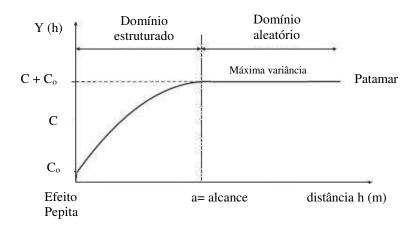


Figura 1: Parâmetros principais de um variograma. Fonte: Adaptado de Santos e Biondi, 2011.

Amplitude ou alcance (a): corresponde à distância a partir da qual as amostras são independentes, ou seja, em que não há mais correlações espaciais. Desta forma, o alcance separa o campo estruturado (onde há correlações) da zona aleatória (caracterizado pela independência das amostras).

Patamar (C+C₀): identifica o ponto em que o variograma se estabiliza, geralmente em torno de uma variância máxima. Desta forma, o patamar representa o quanto da variância pode ser explicada pelo modelo. A partir do patamar, considera-se que não existe mais dependência entre as amostras, porque a variância da diferença entre pares de amostras torna-se aproximadamente constante (Camargo *et al.* 2004).

Efeito Pepita (C₀): representa a origem do variograma, onde toca o eixo y. Pode ocorrer devido a erros de medição, ou resultante de uma variável bastante irregular (Sousa e Muge, 1990). O efeito pepita indica o nível mínimo que o procedimento amostral adotado consegue detectar os lags considerados e, além disso, representa a incerteza à pequena escala, como também a alta variabilidade da variável em distâncias pequenas (Soares *apud* Rocha, 2014).

A modelagem do variograma se constitui como a etapa principal da análise geoestatística, pois sintetiza a informação sobre a estrutura espacial do fenômeno, possibilitando a descrição dos padrões espaciais. Logo, o variograma apresenta a estrutura do fenômeno em estudo através da medição das relações estatísticas.

c. Validação

Esta etapa se configura como imprescindível na modelagem geoestatística, pois neste momento é possível se verificar a qualidade do modelo do variograma teórico. A validação é realizada a partir da comparação dos valores reais e estimados da variável em análise. Também pode ser chamada de teste do ponto fictício, porque o ponto observado passa a ser ignorado, e estima-se um novo valor com base nos pesos das amostras vizinhas, estabelecidos pelo variograma teórico.

Desta maneira, estimam-se, individualmente, os valores de cada ponto através da calibração feita pelos demais pontos. Finalmente, haverá para cada ponto de mesma coordenada, o valor conhecido e o valor estimado, sendo possível mensurar a confiabilidade dos resultados através de medidas estatísticas de ajuste, como média de erros e coeficiente de correlação, por exemplo.

No caso da KI, o resultado da validação cruzada foi a probabilidade de ocorrência do fenômeno. Após discretizar as probabilidades estimadas e transformá-las em valores de 0 e 1, podem ser utilizados testes apropriados para variáveis qualitativas, como o teste qui-quadrado, por exemplo.

d. Estimação: Krigagem Indicativa

A geoestatística pode predizer valores em locais não amostrados, bem como fornece uma estimativa do ponto com uma medida de acurácia dessa estimativa através da krigagem. Esta apresenta como um de seus objetivos a minimização dos erros que estão relacionados a uma estimativa. Há, então, uma ponderação das amostras, o que geralmente reduz os erros de excesso, sendo essa a principal vantagem da krigagem (Andriotti, 2003).

A krigagem gera uma suavização, por isso, não há certeza de que o mapa interpolado utilizando essa técnica tenha os mesmos variograma e variância dos dados originais (Andriotti, 2003). Entre os métodos disponíveis estão a Krigagem Ordinária (KO), que é o mais utilizado, e a Krigagem Indicativa (KI).

Para ANDRIOTTI (2003), a KO possibilita a estimação de valores em qualquer lugar, exceto nos locais onde as observações de campo estão presentes. Nesse caso, a KO reproduz o valor medido, e com isso nesses pontos de observação o erro quadrático desaparece. A KO não exige a estacionariedade da média sobre toda área estudada, por isso mesmo torna esse método bastante utilizado para estimação de valores.

A Krigagem Indicativa (KI), utilizada nesta pesquisa, corresponde à krigagem dos indicadores, ou seja, em vez de se trabalhar com variáveis

contínuas, são utilizadas variáveis indicadoras binárias, as quais são representadas por zero ou um. O resultado pode ser interpretado como uma probabilidade de ocorrência do fenômeno em estudo. Desta forma, valores mais altos correspondem a uma maior probabilidade de ocorrência (Andriotti, 2003).

Esse tipo de krigagem possui a vantagem de não ser afetada por outliers, apresentando, portanto, variogramas mais facilmente ajustáveis quando comparado aos variogramas dos dados originais (Andriotti, 2003). Conforme YAMAMOTO e LANDIM (2013), a krigagem indicativa é adequada para interpolação em amostras que apresentam poucos valores altos entre regiões com valores baixos, evitando, a partir da transformação em variável binária, a contaminação dos dados.

3.3 Avaliação multicritério em ambiente SIG

Na abordagem de algumas temáticas consideradas mais complexas, a consideração de apenas um critério ou ponto de vista não contempla a totalidade das questões e aspectos envolvidos. Com isso, atualmente uma ferramenta tem sido explorada ao se analisar problemas complexos, a qual é denominada de Análise Multicritério ou Avaliação Multicritério (AMC). Conforme o próprio nome sugere, é uma técnica que permite avaliar e agregar muitos critérios, sendo que estes, posteriormente, são representados na análise como planos de dados geográficos (Eastman, 1998).

A análise multicritério se configura como uma ferramenta matemática, que possibilita a comparação de diversas alternativas na construção de cenários, embasados em critérios diferentes, a fim de proporcionar aos tomadores de decisão uma opção mais ponderada (ROY *apud* CORSEUIL, 2006). Corroborando com essa afirmação, JANNUZZI *et al.* (2009) ressaltam que essa técnica proporciona uma solução que tem como base os vários objetivos que visa atender.

Desta forma, a análise multicritério apresenta uma vantagem no processo decisório de temas complexos, pois permite incorporar à análise as

opiniões e juízos dos atores envolvidos, como os especialistas. É, então, uma ferramenta importante quando se objetiva uma decisão embasada em critérios técnicos e transparentes (Jannuzzi *et al.* 2009).

De acordo com ZAMBON *et al.* (2005), critérios são atributos que contribuem no processo de tomada de decisão, podendo ser quantificados ou avaliados. Os critérios a serem considerados na análise devem ser aqueles vistos como imprescindíveis no tratamento do problema, de acordo com a visão dos atores envolvidos, como os especialistas no assunto. Para tanto, é necessária a pontuação da importância de cada um dos critérios a ser considerado, a partir da atribuição de pesos, o que também é realizado pelos especialistas através de um processo interativo. Segundo DELGADO (2006), o peso, no contexto da análise multicritério, representa a importância relativa de cada fator face aos demais, num determinado processo.

Estão disponíveis diversos tipos de métodos a partir de uma abordagem multicritério, e a escolha do mais adequado para a resolução de um determinado problema de pesquisa não é uma tarefa simples. A essa escolha dependerá do tipo de problema em análise, do conhecimento do analista em relação ao método, bem como do acesso aos recursos indispensáveis para a aplicação (Generino e Cordeiro Netto *apud* Castro *et al.* 2004).

Segundo EASTMAN (1998), existe três principais métodos de AMC para desenvolvimento em ambiente SIG, são eles: Método Booleano simples; Combinação linear ponderada (Weighted linear combination – WLC); e Média ponderada ordenada (Ordered Weighted Average – OWA). A seguir estão descritas as principais características de cada um desses métodos, especialmente a WLC, que foi aplicado nesta pesquisa.

a. Método Booleano simples

Este método, também denominado como método de restrições, é bastante utilizado nos estudos com aplicação de AMC. Após a identificação dos fatores, a padronização neste método específico é realizada a partir da redução

de todos aqueles a imagens booleanas, determinando as áreas aptas e inaptas em relação ao tema em análise.

Desta forma, no caso booleano todos os fatores são transformados em restrições. O método comumente utilizado para essa análise booleana é o AND (mínimo). Com isso, independente do número de fatores, todos são multiplicados entre si para gerar uma imagem única (Eastman, 1998).

b. Combinação Linear Ponderada (WLC)

Este método difere do booleano principalmente por não haver uma definição de uma determinada área como apta ou não apta, uma vez que os dados são padronizados para uma escala contínua de aptidão. Essa escala varia de 0 (menos apto) a 255 (mais apto), ou de 0 a 1, respectivamente, possibilitando a preservação da variabilidade dos dados contínuos, bem como a comparação e combinação dos fatores. Com isso, um valor baixo de aptidão de um determinado fator em uma área, é possível ser compensado pelo valor de aptidão alto referente a outro fator (Eastman, 1998).

Para a reclassificação dos fatores, utiliza-se o conceito *fuzzy*, que permite definir as fronteiras ou limites entre o apto e o inapto dos dados. Desta forma, os fatores são reescalonados de acordo com uma função a partir de um intervalo que pode ser definido pelo analista, como no caso dessa pesquisa.

O conceito fuzzy corresponde ao método de caracterização de dados que não possuem limites rígidos ou estáticos. Assim, esse método trabalha com conceitos inexatos e são recomendados em estudos que lidam com dados que apresentam ambigüidade, abstração e ambivalência (Burrough e Mcdonnell *apud* Nascimento *et al.* 2009).

Nesse contexto se insere o significado básico do termo *fuzzy*, que está relacionado aos conceitos de indistinto e incerto. Quando se traduz para o português, geralmente são utilizados os termos "nebuloso" ou "difuso". A lógica *fuzzy* parte do princípio de que todas as coisas admitem graus de pertinência (Marro *et al.* 2010).

Assim sendo, após a normalização/fuzzificação dos dados, é necessário realizar a ponderação dos fatores. A compensação entre os fatores realizada no método WLC ocorre através da determinação dos pesos, os quais representam a importância e influência de cada fator em relação aos demais, diante do que se pretende responder com a AMC (Eastman, 1998).

A WLC se configura como um dos procedimentos mais comuns de agregação de dados. Baseia-se na multiplicação de cada fator pelo seu peso e, posteriormente, somam-se todos os fatores, resultando num *raster* com aptidão agregada, representando o potencial de ocorrência do fenômeno em análise.

c. Média Ponderada Ordenada (OWA)

Bastante similar ao método anterior, pois há uma padronização e ponderação dos critérios da mesma forma, apresentando os fatores como mapas contínuos de aptidão baseados na sua importância relativa a partir dos pesos atribuídos a cada um. Entretanto, a diferença está na atribuição de um segundo conjunto de pesos, visando ordenação, que deve ser aplicada a cada um dos fatores, o que possibilita um maior controle sobre a compensação entre os fatores (Eastman, 1998).

Assim, os pesos de ordenação definidos pelo pesquisador determinarão o grau de influência de cada fator no procedimento de agregação. Quando se objetiva um resultado com baixo risco na resolução de determinado problema utilizando AMC, deve-se atribuir maior peso de ordenação aos fatores mais próximos do valor mínimo (Eastman, 1998).

4 MÉTODO

4.1 Área de estudo

Salvador, capital da Bahia, segundo o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE (Censo 2010), possui uma população de 2.675.656 habitantes, com uma extensão territorial de 692.819 km². Considerando esses dados, a densidade demográfica em Salvador corresponde a 3.86 (hab/km²). O município está localizado na região leste do Estado (Figura 2).

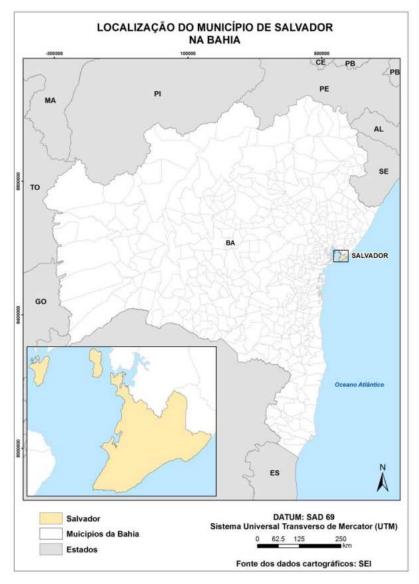


Figura 2: Localização do município de Salvador na Bahia. Fonte: O autor.

Em relação ao transporte público, Salvador se caracteriza por concentrar 95% das viagens através de ônibus urbanos. Os outros 5% restantes contemplam as viagens realizadas a partir de trem, vans, ferry-boat e planos inclinados. Está em curso a implantação de um sistema de transporte multimodal na cidade, integrando as linhas de metrô com o transporte coletivo por ônibus, que continua predominando em Salvador.

Quanto à densidade demográfica (Figura 3), nota-se que há uma concentração de bairros com maior densidade por hectare na região central da cidade (1) e península de Itapagipe (2), a qual é conhecida como cidade baixa.

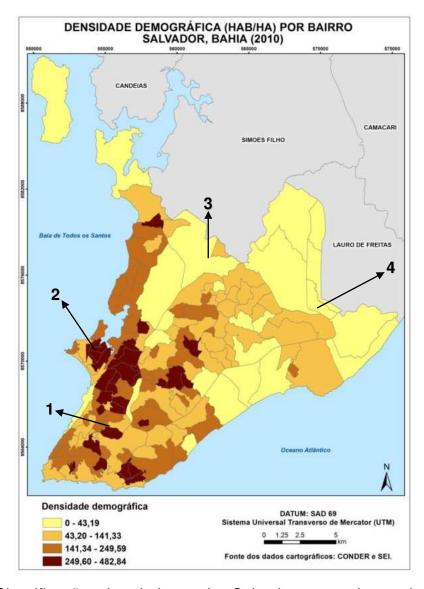


Figura 3: Classificação dos bairros de Salvador segundo a densidade demográfica por hectare (IBGE, 2010). Fonte: O autor.

Os bairros com menores densidades demográficas localizam-se nas regiões norte (3) e nordeste (4) de Salvador, conforme pode ser observado na Figura 3.

4.2 Materiais

O recorte territorial da presente pesquisa está delimitado pelo município de Salvador, sem considerar as Ilhas dos Frades, Ilha de Bom Jesus dos Passos e Ilha de Maré (Figura 4), pois essas áreas não compõem o sistema de transporte por ônibus de Salvador.

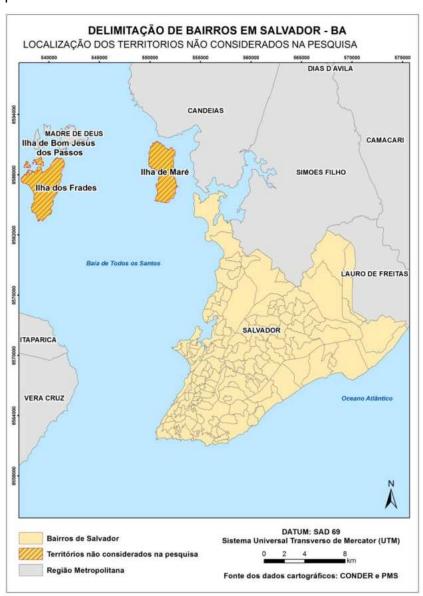


Figura 4: Mapeamento dos bairros de Salvador e territórios que não foram considerados na pesquisa. Fonte: O autor.

Referente às fontes dos dados utilizados, os registros de roubos em ônibus urbanos em Salvador-BA refletem as ocorrências cadastradas no Sistema de Gerenciamento Estatístico (SGE), da Secretaria da Segurança Pública da Bahia (SSP-BA), referente ao período de 2012 a 2014. Esses dados foram disponibilizados pela Superintendência de Gestão Integrada da Ação Policial – SIAP, que compõe o respectivo órgão. Vale salientar que o SGE possui informação georreferenciada da base dos logradouros de Salvador, portanto, todos os registros lançados neste sistema estão associados ao centróide do logradouro no respectivo bairro onde aconteceu o fato. Para a confecção dos mapas de densidade de ocorrências (mapas *Kernel*), utilizou-se a base cartográfica de bairros elaborada pela Companhia de Desenvolvimento Urbano da Bahia – CONDER, em parceria com a prefeitura de Salvador.

Na etapa de análise geoestatística, a base para a confecção dos mapas e distribuição dos dados correspondeu às 151 Zonas de Tráfego (ZTs) de Salvador. Ressalta-se que a ZT correspondente ao território de Ilha de Maré (ZT 184) não foi considerada, em virtude da ausência de transporte por ônibus nesta localidade (Figura 5). Estas zonas, publicadas na Pesquisa Origem-Destino de 2012, tiveram seus limites definidos através da compatibilização com os limites de municípios e setores censitários do IBGE, publicados em 2010.

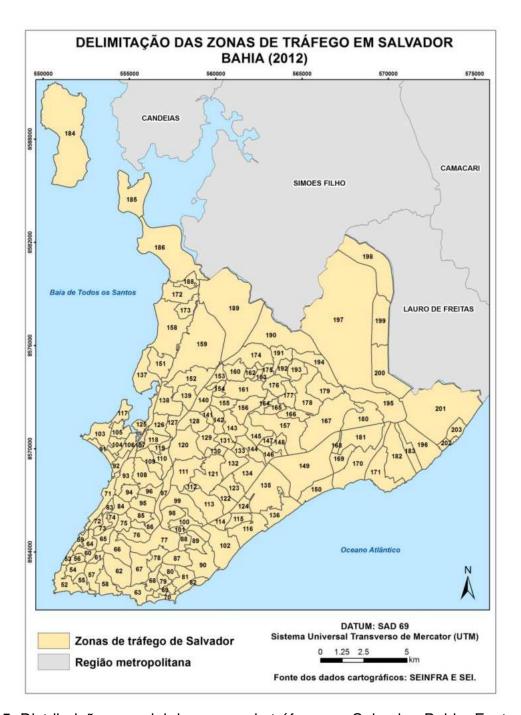


Figura 5: Distribuição espacial das zonas de tráfego em Salvador, Bahia. Fonte: O autor.

Quanto aos dados utilizados para representação dos fatores que constituíram a Análise Multicritério (Tabela 1), as fontes foram as seguintes: dados relacionados ao efetivo policial em Salvador e ocorrências de tráfico de drogas (ambos referentes ao ano de 2015) foram adquiridos através da

Secretaria da Segurança Pública da Bahia. Para o mapeamento dos locais que facilitam a fuga em Salvador, a base de aglomerados subnormais teve como fonte o CENSO 2010, realizado pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE, e o mapeamento de vazios urbanos foi obtido a partir do estudo desenvolvido por PEREIRA e CARVALHO (2008). A base cartográfica dos principais corredores do sistema de transporte público de Salvador foi adquirida a partir do órgão responsável pelo sistema de transporte do município de Salvador, a Superintendência de Trânsito e Transporte de Salvador – TRANSALVADOR, e Prefeitura Municipal. Os dados referentes à frequência de ônibus no horário de pico foram obtidos a partir dos estudos desenvolvidos por Delgado (2006 e 2014). Os dados sobre atração de viagens não motorizadas na cidade, utilizado para representar o fator associado à movimentação de pessoas, referem-se à Pesquisa Origem - Destino da RMS (Bahia, 2012).

Tabela 1: Fatores considerados na AMC

FATOR	DESCRIÇÃO
F1	Proximidade a locais que facilitam a fuga
F2	Ausência de policiamento na área
F3	Maior frequência de ônibus
F4	Grande movimentação de pessoas
F5	Proximidade a pontos de tráfico de drogas

Fonte: O autor.

Todos os dados para a realização da AMC foram coletados e organizados num banco de dados geográfico, e as edições e atualizações realizadas estão descritas no capítulo 7.

4.2.1 Aplicativos

Os mapas, a análise de densidade *kernel* e análise geoestatística foram elaborados através do ArcGis 10.1. Para o pré-processamento dos planos de informação que representaram os fatores associados ao roubo em ônibus coletivos e aplicação da análise multicritério em ambiente SIG, foram utilizados os *softwares* QuantumGIS e Idrisi, respectivamente.

4.3 Proposta metodológica

A abordagem desta pesquisa pode ser considerada simultaneamente como quantitativa e qualitativa. Tendo como ponto de partida os objetivos geral e específicos, explora-se o fenômeno buscando compreender o objeto de estudo e descrevê-lo visando a apresentação dos resultados. Objetivando a compreensão e caracterização da dinâmica dos roubos em ônibus coletivos, utiliza-se a análise espacial em ambiente SIG para realização da análise espaço-temporal, modelagem geoestatística, e avaliação multicritério. O método proposto (Figura 6) está baseado em procedimentos específicos, os quais são descritos a seguir.

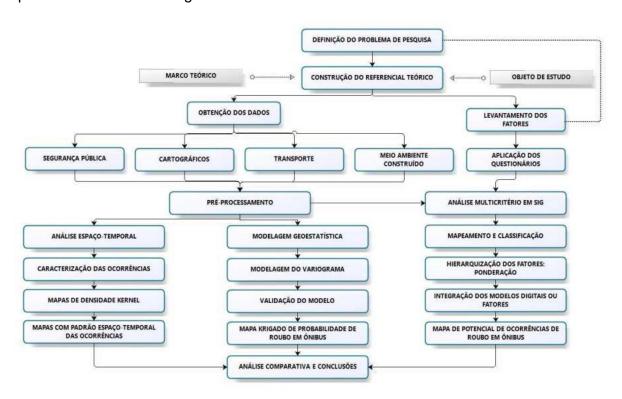


Figura 6: Fluxograma metodológico. Fonte: O autor.

1ª Etapa: Construção do referencial teórico

Inicialmente foi desenvolvida uma pesquisa para obter subsídios teóricometodológicos sobre o tema da violência no transporte público por ônibus a fim de organizar o arcabouço teórico que substanciou a discussão dos resultados e conhecimento do estado da arte. Essa etapa foi desenvolvida durante toda a realização da pesquisa a partir de leituras em livros, revistas científicas, artigos, teses, dissertações e monografias publicadas em meios digitais e impressos, nacionais e internacionais. Nesta etapa também foi construído um embasamento teórico-metodológico sobre as técnicas de análise espacial e dados utilizados para cada técnica, a saber: geoestatística, *kernel* e análise multicritério em ambiente SIG.

2º Etapa: Levantamento e seleção de fatores

Através das mesmas fontes destacadas na etapa anterior, este momento caracterizou-se pela consulta a estudos que abordam o tema de roubo no transporte coletivo urbano por ônibus, visando à identificação dos fatores relacionados a este delito. Observou-se a existência de fatores que não apresentam um atributo espacial, impossibilitando o mapeamento através de um SIG, porém, devido à importância na abordagem do tema, esses foram mantidos no questionário. A aplicação do questionário seguiu duas etapas, descritas a seguir.

Num primeiro momento houve a estruturação de um questionário considerando todos os fatores para validação e avaliação dos especialistas, bem como objetivava a inclusão de novos fatores, caso o especialista julgasse necessário. Para tanto, foram contatados cinco especialistas: três da área de segurança pública – que atuam no Grupo Gêmeos, especializado em roubo em ônibus, e no GERRC, Grupo Espacial de Repressão a Roubo de Coletivos - e dois acadêmicos (um professor da Universidade Federal da Bahia e um funcionário público do governo do Estado, que desenvolveram pesquisas e artigos na área).

Desta forma, de acordo com a literatura pesquisada, os seguintes fatores foram elencados na primeira questão: a. horários de maior arrecadação (Associado ao volume de dinheiro transportado); b. locais que facilitam a fuga (rotas de fuga); c. proximidade a pontos de tráfico de drogas; d. proximidade aos finais de linha (trechos em que os veículos estão vazios); e. ausência de policiamento; f. ruas desertas ou com pouca movimentação de pessoas e veículos; g. ruas mal iluminadas. Ao analisar a questão, os especialistas de

segurança pública, incluíram três fatores: h. Maior tráfego de ônibus; i. Presença de busdoor; j. grande movimentação de pessoas (Apêndice A).

Ainda nessa primeira questão, os especialistas puderam classificar os respectivos fatores de acordo com o grau de importância/influência na ocorrência do roubo em ônibus. Assim, os cinco fatores que apresentaram maiores notas foram incorporados à AMC em ambiente SIG: conforme visto na Tabela 1, sendo: F1 - proximidade a locais que facilitam a fuga; F2 - ausência de policiamento; F3 - maior frequência de ônibus; F4 - grande movimentação de pessoas; e F5 - proximidade a pontos de tráfico de drogas. Cada um desses fatores, posteriormente, representou uma camada de informação na realização da análise multicritério. A fim de conhecer o que compreende o termo "rotas de fuga", foi incluída uma questão na qual o especialista pudesse descrever as características dos lugares que consideram como tal, definindo também uma ordem de importância (Apêndice A).

Posteriormente, foi aplicado um segundo questionário aos mesmos especialistas, fazendo uso da técnica de matriz de prioridade (Apêndice B), considerando os cinco fatores classificados como mais importantes no primeiro questionário.

A matriz de prioridade é uma técnica qualitativa que visa a priorização de critérios, permitindo a comparação par a par, a fim de determinar uma hierarquia. Inicialmente realiza-se uma consulta individual aos especialistas sobre o tema, para a aplicação de uma matriz critério-critério (Figura 7). Desta forma, os especialistas ponderaram a importância de cada fator em relação ao outro, respeitando as seguintes intensidades de importância: "Muito mais importante" (10), "Mais importante" (5), "Igualmente importante" (1), "Menos importante" (0,2), "Muito menos importante" (0,1). Vale destacar que a comparação é realizada sempre considerando os critérios ou fatores listados na vertical com os critérios na horizontal (Cossenza e Souza, 1996).

\(\frac{1}{2}\)	Α	В	С	D	Σ_{i}
Α		10	1	5	16
В	0,1		5	1	6,1
С	1	0,2		0,1	1,3
D	0,2	1	10		11,2

Figura 7: Exemplo de aplicação de matriz critério x critério. Fonte: COSSENZA e SOUZA,1996.

Essa etapa possibilita a definição de um valor para cada fator (Σ_i), calculado através da soma dos valores inseridos na matriz de acordo com as respostas na comparação de um fator em relação ao outro.

Posteriormente, para determinação da hierarquia entre os fatores (Figura 8), somam-se todos os valores que os especialistas atribuíram ao fator (Σ_{T}).

	Ana*	João	Maria	Pedro	Carlos	Σ_{T}	Σ%
Α	16	20	15	21	16	88	0,52
В	6,1	2,1	6,2	6,1	2,1	22,6	0,14
С	1,3	1,4	1,3	1,3	2,1	7,4	0,04
D	11,2	6,2	10,4	11,1	11,2	50,1	0,30
	_			-		168,1	1,0

Figura 8: Exemplo do resultado de uma matriz critério x critério. Fonte: COSSENZA e SOUZA,1996.

Desta forma, o peso de cada fator corresponde à sua participação percentual (Σ %), calculada a partir da divisão do somatório dos pontos do fator (Σ τ) pelo somatório total (soma das notas recebidas por todos os fatores - na Figura 8 corresponde a 168,1). No exemplo destacado (Figura 8), o fator A apresentou maior peso (0,52).

3º Etapa: Construção do banco de dados

Os dados de roubo em ônibus de 2012 a 2014 foram organizados em planilhas com atributo espacial (coordenadas x e y) referente ao centróide do logradouro onde aconteceu o roubo, conforme descrito anteriormente. Após isso, os dados referentes aos anos de 2013 e 2014 foram importados para um

ambiente SIG, objetivando a elaboração dos mapas referentes as etapas de análise espaço-temporal e modelagem geoestatística.

Os cinco fatores identificados pelos especialistas como os principais que influenciam a ocorrência de roubo em ônibus foram organizados, manipulados e editados em ambiente SIG, e posteriormente transformados em *raster*, a fim de possibilitar a integração na análise multicritério.

4º Etapa: Pré-processamento dos dados

Para a realização da análise da densidade *kernel* de ocorrências de roubo em ônibus, se fez necessária a informação da coordenada do centróide do logradouro onde aconteceu o fato, uma vez que o atributo espacial é imprescindível para análises desse tipo. Visando ampliar e possibilitar a compreensão da dinâmica sazonal desse fenômeno, foram considerados os roubos ocorridos em 2013 e 2014.

Vale ressaltar que, no Sistema de Gerenciamento Estatístico da SSP-BA, conforme explicado anteriormente, somente as ocorrências registradas com informação do logradouro onde aconteceu o fato possuem coordenadas disponíveis. Especificamente para a modelagem geoestatística, foram considerados os roubos em ônibus registrados em 2013, sendo que do total de 1.211 registros realizados nesse ano, 969 foram cadastrados com a informação do logradouro onde aconteceu o fato, o que possibilita acesso à coordenada, representando 80% de dados georreferenciados.

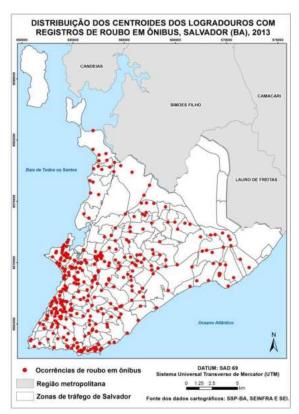


Figura 9: Centróides dos logradouros com registros de roubo em ônibus em Salvador, 2013. Fonte: O autor.

Dessa forma, foram quantificadas as ocorrências de roubo em ônibus (Figura 9) por Zona de tráfego de Salvador (Figura 5), sendo que o total de roubo foi associado às coordenadas geográficas do centróide de cada ZT na modelagem geoestatística.

Referente ao pré-processamento nessa etapa de modelagem geoestatística percebeu-se que valores numéricos não são apropriados para a aplicação da krigagem ordinária, por exemplo, pois não possuem continuidade espacial e os valores não obedecem à condição de normalidade, com valores discrepantes, variância e desvio padrão elevados (Tabela 2). Assim, a estimação geoestatística de roubo em ônibus foi realizada através da transformação dessa variável quantitativa discreta em variável dicotômica, viabilizando a aplicação da Krigagem Indicativa (KI), que resulta num mapa com os locais com maior probabilidade para ocorrência do fenômeno.

Tabela 2: Medidas descritivas da variável roubo em ônibus

	Média	Mediana P	iana Desvio Padrão Var	Variôncia	ariância Mínimo	Mávimo	Quartis			
				Variaticia		IVIAXIIIIO	1º	2º	3⁰	
	6,42	3,00	10,53	110,99	0,00	72,00	1,00	3,00	8,00	

Fonte: O autor.

Em relação ao mapeamento dos fatores que contemplaram a análise multicritério, para representação dos locais que facilitam a fuga (fator 1), foram consideradas as bases de aglomerados subnormais (Brasil, 2010) e vazios urbanos (Pereira e Carvalho, 2008). Após a realização das devidas edições e atualizações, as duas camadas (aglomerados subnormais e vazios urbanos) foram somadas. Em seguida, a camada vetorial foi transformada em *raster*, visando possibilitar a geração de um mapa de distância para a representação dos locais que facilitam a fuga em Salvador.

Após isso, os dados foram normalizados de 0 a 1, através do módulo de lógica *Fuzzy* do *software* Idrisi, determinando que as distâncias de 0 a 50 metros, ou seja, aos locais com presença desse fator (locais que facilitam a fuga), seria representado pelo valor 1 (maior risco), decrescendo linearmente a partir de 50 metros até atingir uma fronteira de 300 metros (representado pelo valor 0), sendo que a partir dessa distância o risco de ocorrência do fenômeno em estudo (roubo em ônibus), será menor em função deste fator.

Relacionado ao fator 2, elaborou-se um índice para criação do plano de informação referente aos dados de policiamento em Salvador. Este índice foi calculado a partir do total de policiais (em 2015) por unidades territoriais da Polícia Militar (formada por dois ou mais bairros), dividido pelo tamanho da respectiva unidade, em hectare. Posteriormente, o índice de policiamento foi normalizado seguindo a lógica *Fuzzy* (variando de 0 a 1), em que os valores mais altos correspondem às áreas mais críticas em relação a este fator, ou seja, onde o índice de policiamento é menor (uma função monotonicamente decrescente).

Para melhor representar o fator associado à frequência de ônibus, gerou-se um *buffer* de 50 metros a partir do eixo dos principais corredores de transporte de Salvador. Em seguida, os dados referentes à frequência de

ônibus em cada trecho (Delgado, 2006 e 2014), foram inseridos na tabela de atributos deste plano de informação. Para possibilitar a integração na AMC, os dados de frequência de ônibus nas vias foram normalizados de 0 a 1, a partir de uma função linear monotonicamente crescente, em que todos os valores foram divididos pela maior freqüência (386). Desta forma, os valores mais altos (iguais ou próximos a 1) correspondem aos trechos mais críticos desse fator, ou seja, revelam onde há maior frequência de ônibus.

A representação da movimentação de pessoas foi realizada utilizando dados de atração de viagens não motorizadas por cada Zona de tráfego da cidade de Salvador, disponibilizados pela pesquisa Origem-Destino (OD), sendo esta uma estratégia utilizada para representar o mais próximo possível a concentração espacial do fluxo de pessoas na cidade. Para tanto, criou-se um índice a partir da divisão do número de viagens atraídas em cada zona pelo tamanho da respectiva zona de tráfego, em hectare. A normalização dos dados deste fator se deu a partir de uma função linear, em que os índices resultantes foram divididos pela maior valor encontrado (252,73). Desta forma, os valores mais altos (iguais ou próximos a 1) correspondem aos trechos mais críticos desse fator, ou seja, onde há maior movimentação de pessoas.

Para representação do fator relacionado ao tráfico de drogas foi construído um mapa de distância considerando os pontos de coordenadas (centróide) dos registros de ocorrências de 2015, em Salvador. Para tanto, a camada vetorial de ocorrências de tráfico de drogas foi transformada em *raster*, permitindo a produção do mapa de distância. Posteriormente, houve a normalização de 0 a 1 usando a ferramenta *Fuzzy*, em que as distâncias de 0 a 50 metros em relação a estes pontos de tráfico de drogas foram representados pelo valor 1, e o risco decresce linearmente a partir de 50 metros até atingir uma fronteira de 300 metros, indicando, a partir daí, uma influência muito menor deste fator na ocorrência de roubo em ônibus.

A fim de possibilitar a integração de todos os mapas na AMC, os planos de informação que representam os fatores foram padronizados utilizando o *Datum* SAD 69, e projeção UTM, zona 24 sul. A extensão da área analisada considerou as seguintes coordenadas limites: X,Y (esquerda): 549860 e

8560956; X,Y (direita): 575482 e 8591321. O tamanho do pixel para todos os *rasters* gerados foi 8.540848 por 10.121765.

5ª Etapa: Análise espaço-temporal

Esta etapa contemplou o mapeamento das ocorrências de roubo em ônibus a partir da aplicação da técnica de *Kernel*, que possibilitou identificar os locais com maior intensidade de ocorrência do delito. Essa análise foi realizada a partir das ocorrências de roubos em ônibus registrados entre os anos de 2013 e 2014 em Salvador. As análises espaciais abordam períodos trimestrais de cada ano, bem como os trimestres do respectivo biênio em estudo, a fim de compreender o padrão de distribuição espacial das ocorrências em cada período do ano. Assim, a técnica de *kernel* proporcionou a discriminação das áreas de acordo com a intensidade de ocorrência de roubo em ônibus, sendo que os locais mais críticos (com maior intensidade) estão representados pelos tons mais próximos ao vermelho, e as áreas de menor intensidade correspondem aos tons azulados.

6ª Etapa: Modelagem geoestatística

Iniciou-se esta etapa pela análise da distribuição e estrutura espacial dos dados de roubo em ônibus coletivos em Salvador, referente ao ano de 2013, Para elaboração dos mapas nesta etapa, conforme descrito anteriormente (item 4.2), utilizou-se a base cartográfica de Zonas de Tráfego (ZTs) de Salvador.

A Krigagem Indicativa (KI) foi a técnica utilizada para a obtenção do mapa de probabilidade de ocorrências de roubo no transporte coletivo por ônibus em Salvador. Para tanto, os dados de roubo em ônibus foram transformados em variável binária, determinando cortes a partir dos quartis. As novas variáveis dicotômicas apresentam percentuais de 76% (Primeiro Quartil), 40% (Mediana) e 23% (Terceiro Quartil) do total das ZTs com ocorrência de roubos para os três cortes utilizados. Desta forma, as ZTs com número de ocorrências de roubos menor que o corte estabelecido foram representadas por 0 e as ZTs que apresentaram quantidade de registros acima do valor

estipulado pelos quartis foram representadas por 1. No mapa com a estimação geoestatística dos roubos, os locais com tons mais avermelhados (cores quentes) correspondem ao maior risco (maior probabilidade de ocorrência), enquanto que as áreas com tons em azul são associadas à menor probabilidade de ocorrência.

7ª Etapa: Avaliação multicritério (AMC) em ambiente SIG

Essa etapa consistiu na integração dos planos de informação que representaram os cinco fatores mais relevantes identificados pela consulta aos especialistas. Assim, os planos de informação utilizados para essa análise foram os seguintes: locais de fuga, policiamento, frequência de ônibus, movimentação de pessoas, tráfico de drogas. Desta forma, na aplicação da AMC, cada fator espacial relacionado ao roubo é ponderado a partir de pesos definidos pelos especialistas através da matriz de prioridade analisada pelos especialistas, obtidos através de uma matriz de prioridade (ver Capítulo 7).

A combinação linear ponderada (WLC) foi o método de AMC utilizado para integração dos fatores na produção do mapa de potencial de ocorrência de roubo em ônibus. Os planos de informação, que representam cada fator, foram normalizados de 0 a 1 no pré-processamento dos dados. As regiões com os valores mais altos (próximos ou iguais a 1) no mapa resultante, representam o maior potencial de ocorrência de roubo em ônibus, enquanto que as áreas com menores valores estarão associadas a um menor potencial de ocorrência do evento em análise.

A partir do mapa resultante da AMC, realizou-se uma análise dos diferentes potenciais por trechos, visando identificar a contribuição de cada fator para determinação do potencial nos trechos analisados. Para tanto, gerouse uma máscara do mapa de potencial considerando o buffer (50 metros de lados), dos principais corredores de ônibus de Salvador, o que posssibilitou uma análise detalhada para melhor compreensão do fenômeno por trechos.

8ª Etapa: Análise comparativa e discussões

Essa fase consistiu na comparação dos resultados obtidos com a análise espaço-temporal, modelagem geoestatística, e análise de multicritério. Assim, a partir da análise dos mapas gerados através dos diferentes métodos e da interpretação das conclusões preliminares, desenvolveu-se um processo de aprendizagem em relação ao objeto de estudo. A partir disso, foi possível a definição de recomendações e/ou subsídios para políticas públicas de caráter espacial a partir da maior compreensão do fenômeno, da sua distribuição espacial, da sua sazonalidade e dos fatores associados à sua causalidade.

9ª Etapa: Conclusões e recomendações

As conclusões e recomendações foram desenvolvidas a partir dos resultados preliminares obtidos através da aplicação das diferentes técnicas de análise espacial, as quais foram integradas com as abordagens pesquisadas na literatura sobre o tema, visando atingir os objetivos da pesquisa.

5 CARACTERIZAÇÃO E ANÁLISE ESPAÇO-TEMPORAL DAS OCORRÊNCIAS

A Secretaria da Segurança Pública da Bahia (SSP-BA) possui critérios específicos para a caracterização do delito roubo em ônibus e inclusão do registro no Sistema de Gerenciamento Estatístico (SGE). O primeiro diz respeito ao local, sendo necessário o roubo acontecer no interior do ônibus coletivo (excluindo o transporte alternativo, que possui um campo específico no SGE), com a vítima podendo ser passageiro, condutor do ônibus ou funcionário da empresa.

Além disso, para registrar a ocorrência é imprescindível informar o número de ordem do veículo (todos os ônibus possuem uma numeração oficial), se a comunicação for realizada por apenas uma pessoa. Quando o registro é realizado por dois ou mais comunicantes, não é obrigatório informar o número de ordem do veículo em que aconteceu o fato. Vale ressaltar que os casos de roubo em ônibus envolvendo linhas intermunicipais que trafegam na cidade também são considerados para registro no SGE.

5.1 Caracterização dos registros de roubo em ônibus de 2012 a 2014

Segundo dados disponíveis no SGE da SSP-BA, entre os anos de 2012 e 2014 foram registrados 4767 ocorrências de roubo em ônibus coletivos em Salvador (ônibus municipais e intermunicipais). A distribuição dessas ocorrências por ano consta na tabela a seguir (Tabela 03).

Tabela 3: Ocorrências de roubo em ônibus coletivos em Salvador-Bahia (2012 a 2014).

ANO	QUANTIDADE	%
2012	1627	34.1
2013	1211	25.4
2014	1929	40.5
TOTAL	4767	100

Fonte: SSP-BA.

Conforme detalhado na metodologia, houve uma perda de informação espacial de algumas ocorrências no ano de 2012, especialmente no início do

período, quando houve a implantação da base de logradouros de Salvador georreferenciada no SGE. Por isso, esses dados não foram considerados nas análises espaciais. Em relação a análise da distribuição desses dados por mês, a maior parte está concentrada entre os meses de fevereiro a abril (Tabela 4). Neste ano, entre os dias 31 e janeiro a 11 de fevereiro, aconteceu a greve da polícia militar da Bahia, o que pode ter contribuído para o aumento na quantidade de roubo nesse período.

Tabela 4: Quantidade de ocorrências de roubo em ônibus por mês e participação percentual (2012 a 2014).

MÊS	2012	2012 (%)	2013	2013 (%)	2014	2014 (%)
Jan	139	8.5	113	9.3	178	9.2
Fev	208	12.8	95	7.8	149	7.7
Mar	179	11.0	63	5.2	166	8.6
Abr	183	11.2	84	6.9	177	9.2
Mai	136	8.4	88	7.3	120	6.2
Jun	121	7.4	139	11.5	158	8.2
Jul	105	6.5	117	9.7	126	6.5
Ago	118	7.3	106	8.8	150	7.8
Set	74	4.5	103	8.5	175	9.1
Out	112	6.9	138	11.4	173	9.0
Nov	137	8.4	94	7.8	162	8.4
Dez	115	7.1	71	5.9	195	10.1
TOTAL	1627	100	1211	100	1929	100

Fonte: SSP-BA, 2015.

Enquanto isso, em 2013 houve uma redução significativa ao se comparar com o ano anterior, com 1211 registros de roubo em ônibus, sendo que a maior quantidade é verificada nos meses de junho e outubro (Tabela 4).

Em 2014 os meses mais críticos encontram-se principalmente no início e final do ano, sendo que dezembro foi o mês mais crítico, com 195 registros (10,1%). O mês de maio apresentou o menor percentual, com 120 ocorrências cadastradas (6,2%). Nos três anos analisados, os períodos que apresentaram maior número de registros foram diferentes (Tabela 4).

No que tange à análise por dia da semana, há uma distribuição mais regular, ao se considerar o triênio analisado (Tabela 5). O domingo e a

segunda-feira, no geral, foram os dias que apresentam uma menor concentração de ocorrências de roubo em ônibus.

Tabela 5: Quantidade de ocorrências de roubo em ônibus por dias da semana e participação percentual (2012 a 2014)

DIA	2012		20	13	2014		
Dom	193	11.9%	168	13.9%	231	12.0%	
Seg	217	13.3%	162	13.4%	266	13.8%	
Ter	242	14.9%	182	15.0%	266	13.8%	
Qua	242	14.9%	164	13.5%	313	16.2%	
Qui	245	15.1%	161	13.3%	291	15.1%	
Sex	247	15.2%	165	13.6%	296	15.3%	
Sab	241	14.8%	209	17.3%	266	13.8%	
TOTAL	1627	100%	1211	100%	1929	100%	

Fonte: SSP-BA, 2015.

5.2 Análise espaço-temporal das ocorrências

Em relação à distribuição espacial dessas ocorrências, os mapas a seguir apresentam a distribuição da densidade de roubos em ônibus em Salvador, ou seja, a concentração espacial das ocorrências, por intermédio da aplicação da técnica de *kernel*, sendo possível conhecer o padrão de densidade destas ocorrências ao longo dos trimestres do ano de 2013 e 2014 (Figura 10 e 11).

Conforme afirma Beato (2008), a definição do tamanho do raio é obrigatória para gerar um mapa de densidade, e determina quais pontos serão considerados para gerar o valor da intensidade em cada grade. Como não há um critério estabelecido para a escolha do raio ao se analisar ocorrência de roubo em ônibus (por ser um problema bastante complexo e influenciado por diferentes fatores) após alguns testes, optou-se pelo raio de 1400 metros, que melhor discriminou as áreas com maior densidade de ocorrência.

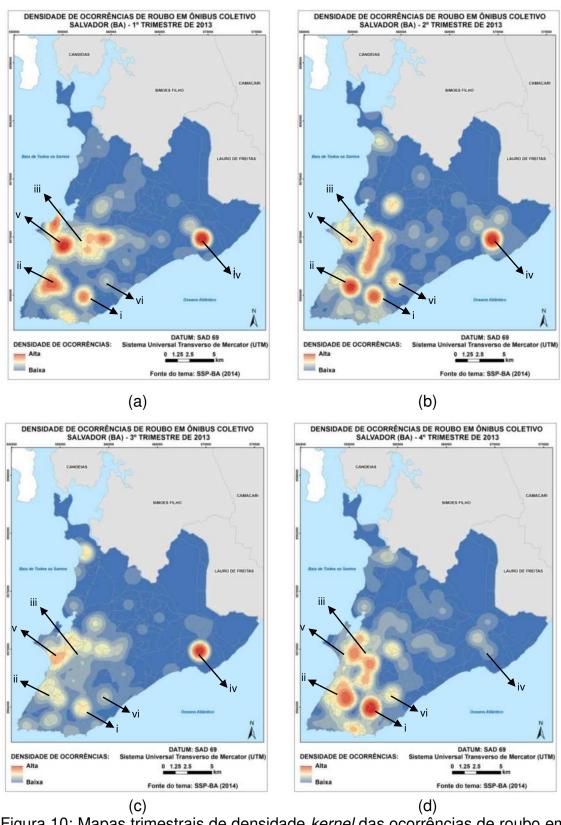


Figura 10: Mapas trimestrais de densidade *kernel* das ocorrências de roubo em ônibus em Salvador- BA (2013). Fonte: O autor.

Inserindo uma camada de bairros da cidade é possível localizar melhor as ocorrências. Assim, conforme pode ser observado na Figura 10, em 2013 nota-se a presença de bairros com alta densidade *kernel* principalmente nas proximidades da região leste e oeste do bairro de Brotas (i e ii no mapa), ao longo das Avenidas Antônio Carlos Magalhães e Mário Leal Ferreira, respectivamente.

Além disso, observa-se uma densidade mais alta nas proximidades do bairro de Bom Juá (iii), em torno da Rodovia BR – 324, em praticamente todos os trimestres do respectivo ano. A região de Itapuã (iv), especialmente na Avenida Dorival Caymmi, aparece em todos os mapas com uma alta densidade de ocorrência, exceto no último trimestre do ano (Figura 10d).

Relacionado aos dados de 2014 (Figura 11), o bairro de Itapuã (iv) apresentou uma densidade de ocorrência menor, aparecendo de forma mais expressiva apenas no terceiro trimestre (Figura 11c). Enquanto isso, a região oeste do bairro de Brotas (ii) permanece com uma alta densidade de ocorrência em praticamente todos os trimestres do biênio, assim como também a região leste desse bairro (i), nas proximidades com o bairro de Itaigara, ao longo da Avenida Antônio Carlos Magalhães.

A região entre os bairros de Liberdade e Calçada (v) e proximidades se destacam, mais precisamente onde está localizada a Avenida Afrânio Peixoto (Av. Suburbana). Essa região apenas não apresentou uma alta densidade no primeiro trimestre do período em análise (Figura 11a).

Verifica-se também uma região com alta densidade de ocorrência entre os bairros de STIEP e Pernambués (vi), influenciado pelas ocorrências no trecho da Avenida Luis Viana (Avenida Paralela). Uma menor densidade de ocorrência de roubo nessa região é observada apenas no mapa correspondente ao primeiro trimestre (Figura 11a), enquanto que nos outros há uma alta densidade de roubo, principalmente nos dois últimos trimestres (Figuras 11b e 11c).

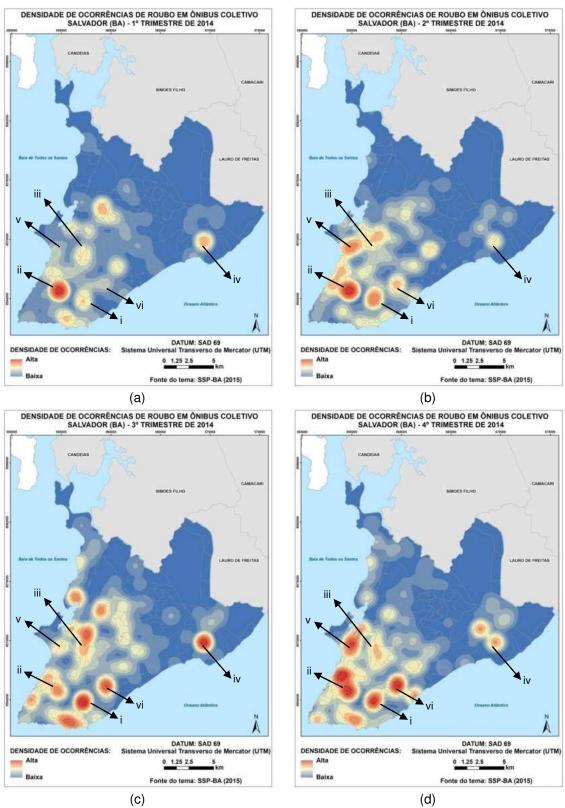


Figura 11: Mapas trimestrais de densidade *kernel* das ocorrências de roubo em ônibus em Salvador- BA (2014). Fonte: O autor.

Posteriormente as informações trimestrais de roubos em ônibus foram mapeadas de acordo com o biênio 2013 – 2014 (Figura 12).

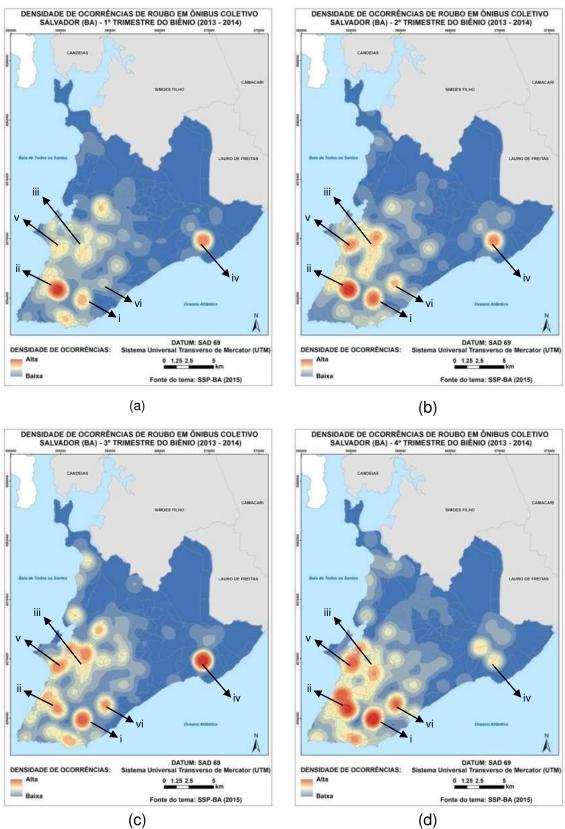


Figura 12: Mapas de densidade por trimestres no biênio 2013 – 2014, referente às ocorrências de roubo em ônibus em Salvador- BA. Fonte: O autor.

O primeiro trimestre do biênio em estudo destaca uma alta concentração de roubo em ônibus na região oeste do bairro de Brotas (ii), próximo ao limite com os bairros de Boa Vista de Brotas e Cosme de Farias, onde se encontra a Avenida Mário Leal Ferreira, conhecida como Avenida Bonocô (Figura 13a). Essa região aparece em todos os trimestres do biênio, no entanto apresenta uma densidade de ocorrências menor no terceiro trimestre (Figura 12c).

Outra região com alta densidade de ocorrência no período localiza-se na região de Itapuã (iv), correspondendo à Avenida Dorival Caymmi (Figura 13b), que aparece com densidade alta em todos os trimestres, porém com menor intensidade no último trimestre do biênio (Figura 12d).

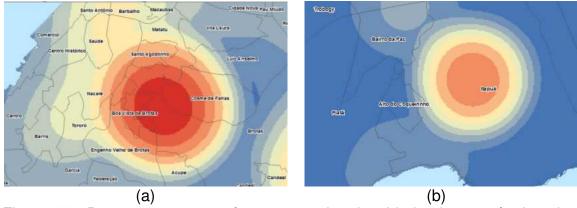


Figura 13: Destaque para as áreas com alta densidade de ocorrências de roubo em ônibus no primeiro trimestre do biênio 2013 – 2014. Fonte: O autor.

No segundo trimestre do biênio (Figura 12b), as duas áreas que se destacaram no primeiro trimestre se mantêm, porém surge uma área com alta densidade produzida pelas ocorrências da Avenida Antônio Carlos Magalhães, impactando parte dos bairros de Itaigara e leste do bairro de Brotas (i) (Figura 14a). Outra área que se destacou pela alta intensidade do fenômeno se localiza entre os bairros de Liberdade e Calçada (v), ao longo da Avenida Afrânio Peixoto (Suburbana), conforme Figura 14b. Adicionalmente, verificouse uma alta densidade de ocorrência de roubos entre os bairros Calabetão e Bom Juá (iii), relacionada às ocorrências da Rodovia BR-324 (Figura 14b).

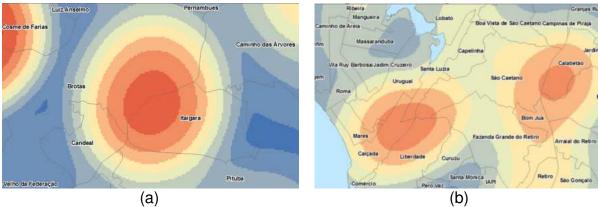


Figura 14: Destaque para as áreas com alta densidade de ocorrências de roubo em ônibus no segundo trimestre do biênio 2013 – 2014. Fonte: O autor.

No terceiro semestre do biênio (Figura 12c), o padrão de distribuição espacial da densidade de roubo em ônibus apresentou uma intensidade similar nas áreas críticas que foram destacadas nos trimestres anteriores, porém a região de Itapuã (iv) se destaca com maior intensidade (Figura 15), correspondendo à Avenida Dorival Caymmi.

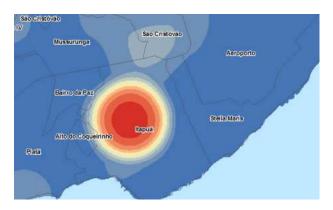


Figura 15: Destaque para a principal área com alta densidade de ocorrências de roubo em ônibus no terceiro trimestre do biênio 2013 – 2014. Fonte: O autor.

Entretanto, no último trimestre do biênio a intensidade de ocorrência em Itapuã não foi expressiva (Figura 12d). As áreas mais críticas nesse período localizam-se novamente na região leste do bairro de Brotas (i), no limite com o bairro de Itaigara, onde se encontra a Avenida Antônio Carlos Magalhães, e na região oeste do bairro de Brotas (ii), na Avenida Mário Leal Ferreira, assim

como surgem os bairros de Barbalho e Santo Agostinho, conforme pode ser observado na Figura 16.

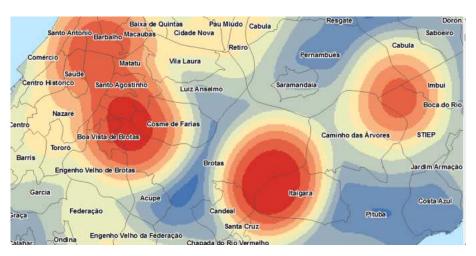


Figura 16: Destaque para área com alta densidade de ocorrências de roubo em ônibus no quarto trimestre do biênio 2013 – 2014. Fonte: O autor.

O trecho inicial da Avenida Luis Viana (conhecida como Avenida Paralela), entre os bairros de STIEP e Pernambués (vi) também apresentou uma alta densidade de roubo em ônibus nesse trimestre (Figura 16).

5.3 Conclusões preliminares

O uso de mapas de densidade *kernel*, também conhecidos como "mapas de calor", possibilitou identificar as regiões que mais se destacaram por apresentarem uma alta densidade de ocorrências de roubo em ônibus. Analisando os mapas em conjunto e considerando as regiões que se destacaram pelo menos em três dos quatro trimestres do biênio, as localidades com maior frequência foram as seguintes:

- (i) Região leste do bairro de Brotas, nas proximidades do bairro Itaigara, relacionado às ocorrências da Avenida Antônio Carlos Magalhães;
- (ii) Região Oeste do bairro de Brotas, próximo aos bairros de Boa Vista de Brotas e Cosme de Farias, onde se encontra a Avenida Mário Leal Ferreira (conhecida como Avenida Bonocô);
- (iii) Entre os bairros de Bom Juá e Calabetão, correspondendo ao trecho da Rodovia BR-324;

- (iv) Bairro de Itapuã, onde se localiza a Avenida Dorival Caymmi;
- (v) No limite entre os bairros de Liberdade e Calçada, ao longo da Avenida Afrânio Peixoto (conhecida como Avenida Suburbana);
- (vi) Entre os bairros de STIEP e Pernambués, no trecho inicial da Avenida Luis Viana (Avenida Paralela).

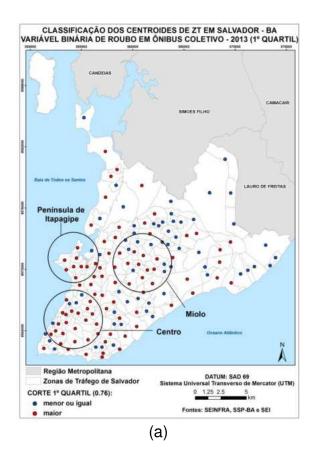
Vale destacar que a análise da densidade *kernel* das ocorrências de roubo em ônibus proporcionam uma compreensão preliminar do padrão de distribuição espacial deste delito em Salvador, a partir do atributo espacial disponível para a representação desse delito (as coordenadas do centróide do logradouro onde aconteceu o fato). Em síntese, os estimadores de intensidade *kernel* possibilitam uma visão geral da distribuição e concentração espacial dos pontos que representam o fenômeno em análise (Câmara e Carvalho, 2004).

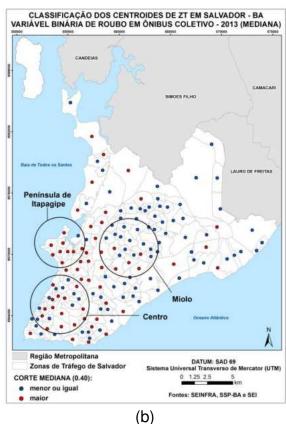
Considerando as características do delito, o qual se efetua geralmente enquanto o ônibus está em movimento, e também pela limitação da coordenada utilizada para o mapeamento (por corresponder ao centróide do logradouro onde aconteceu o fato, impossibilita uma maior precisão), a análise da densidade *kernel* apresentada permite uma visualização aproximada enquanto possível do padrão de distribuição espacial, assim como da sazonalidade deste delito em Salvador. Os resultados desta análise serão confrontados com os outros resultados alcançados posteriormente.

6 MODELAGEM GEOESTATÍSTICA: RESULTADOS E DISCUSSÕES

A modelagem geoestatística para os dados de roubo em ônibus em Salvador constitui-se de três etapas: Análise da estrutura espacial; Validação e Estimação: Krigagem indicativa.

A partir dos valores associados aos centróides de cada ZTs, foram determinados diferentes cortes com base nos valores de quartis da variável (1º Quartil: 76%; Mediana: 40% e 3º Quartil: 23%) para a transformação em variável binária. Conforme Figura 17, as ZTs com número de ocorrências de roubos menor ou igual ao corte estabelecido foram representadas por 0 (centróides azuis) e as ZTs onde houve quantidade de registros acima do valor estipulado pelos quartis foram representadas por 1 (centróides vermelhos).





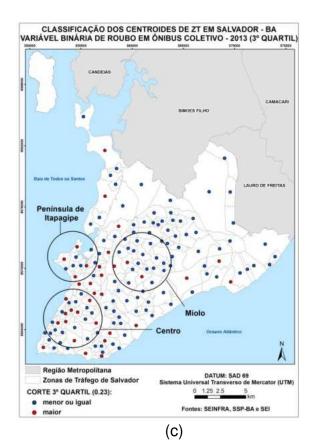


Figura 17: Distribuição espacial da variável binária "roubo em ônibus" por centróide das ZTs: (a) 1º Quartil; (b) Mediana; (c) 3º Quartil. Fonte: O autor.

Observa-se, a partir da Figura 17, que nas proximidades do centro da cidade e da península de Itapagipe (cidade baixa) há uma concentração de zonas de tráfego com valores de roubo a ônibus acima dos cortes estabelecidos, sendo mais expressiva na classificação dos centróides utilizando o valor de corte do primeiro quartil (Figura 17a).

A partir da análise exploratória dos dados, também foi possível determinar alguns parâmetros que melhor descrevem o comportamento da variável analisada. Estes parâmetros são o ponto de partida para posterior determinação dos variogramas experimentais e modelagem dos mesmos. Tais parâmetros estão descritos a seguir: (1) *Azimute* θ: ângulo ou direção principal. (2) *Tolerância angular (R):* limite de abertura angular para varredura dos dados a partir de um ponto amostral; (3) *Lagdistance (h)*: distância entre os pares de pontos.

6.1 Análise da estrutura espacial

A análise da estrutura espacial dos dados é realizada a partir do cálculo dos variogramas experimentais e ajuste de variogramas teóricos tendo como base os parâmetros definidos na etapa de análise exploratória (Tabela 6). O variograma representa graficamente a variabilidade espacial da variável regionalizada (roubo em ônibus).

Tabela 6: Parâmetros utilizados na modelagem dos variogramas experimentais

Cortes	Direções	Tolerância	Lagdistance (m)	Efeito Pepita	C ₁ (Contribuição)	Alcance (m)	Patamar (C ₀ + C ₁)
1° quartil	220.5°	25.0	1700	0.196	0.137	20400.00	0.333
Mediana	90.0°	36.8	1000	0.126	0.149	6789.84	0.275
3° quartil	37.1°	12.9	900	0.091	0.096	2600.00	0.187

Fonte: O autor.

Para obtenção de variogramas experimentais e ajuste de variogramas teóricos, foram realizados vários testes. Assim, definiu-se a direção principal para a modelagem do variograma e sua correspondente direção ortogonal para os dados binários de roubo em ônibus. A seguir são apresentados os resultados dos variogramas modelados (Figura 18).

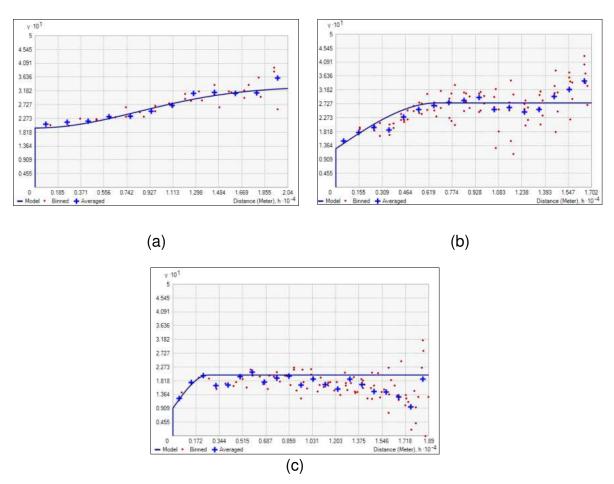


Figura 18: Variogramas modelados para a variável "roubo em ônibus". (a) 1º Quartil; (b) Mediana; (c) 3º Quartil. Fonte: O autor.

Os variogramas experimentais foram modelados a partir de curvas que melhor se ajustaram ao modelo estrutural: modelo gaussiano (1º quartil) e esférico (mediana e 3º quartil).

6.2 Validação

A fim de verificar a qualidade do modelo do variograma teórico é imprescindível a etapa de validação cruzada. A validação cruzada é realizada a partir da comparação dos valores reais e estimados da VR em análise. Também pode ser chamada de teste do *ponto fictício*, porque o ponto observado passa a ser ignorado, e estima-se um novo valor com base nos pesos das amostras vizinhas, estabelecidos pelo variograma teórico. Finalmente, haverá para cada ponto de mesma coordenada, o valor conhecido e o valor estimado, sendo possível mensurar a confiabilidade dos resultados

através de medidas estatísticas de desempenho. Assim, o resultado da validação cruzada foi a probabilidade de ocorrência do fenômeno.

Após discretizar as probabilidades estimadas e transformá-las em valores de 0 e 1, podem ser utilizados testes apropriados para variáveis qualitativas, como o teste qui-quadrado, por exemplo. Este teste é o mais utilizado para esse tipo de variável (Barbetta, 2014), e confronta duas hipóteses: a hipótese nula e a hipótese alternativa.

Assim, na validação dos dados estimados através da abordagem Geoestatística, trabalha-se com as seguintes hipóteses: <u>Hipótese nula</u>: não há associação entre dados estimados e observados; <u>Hipótese alternativa</u>: os dados observados e estimados são associados.

Os resultados obtidos para este teste estão descritos na Tabela 7. Considerando as estimativas para valores de corte relacionados aos três quartis, verifica-se que a hipótese nula foi refutada nos três casos.

Tabela 7: Resultados da validação cruzada

Corte	Qui-quadrado	Significância	Taxa de acertos (%)
1º quartil	18.58	0.00	67.33
Mediana	76.32	0.00	84.66
3° quartil	41.02	0.00	74.00

Fonte: O autor.

Nota-se que os valores observados e estimados (através da modelagem geoestatística) têm distribuições similares. Adicionalmente, são observadas altas taxas de acertos, com maiores valores para a análise baseada no segundo quartil ou mediana.

6.3 Estimação: Krigagem Indicativa

A modelagem dos variogramas forneceu os parâmetros necessários para a produção do mapa krigado. Desta forma, através da técnica de krigagem indicativa, foram gerados mapas de superfície considerando uma malha de krigagem, valores da variável, localizações espaciais e parâmetros dos variogramas teóricos (Figura 19).

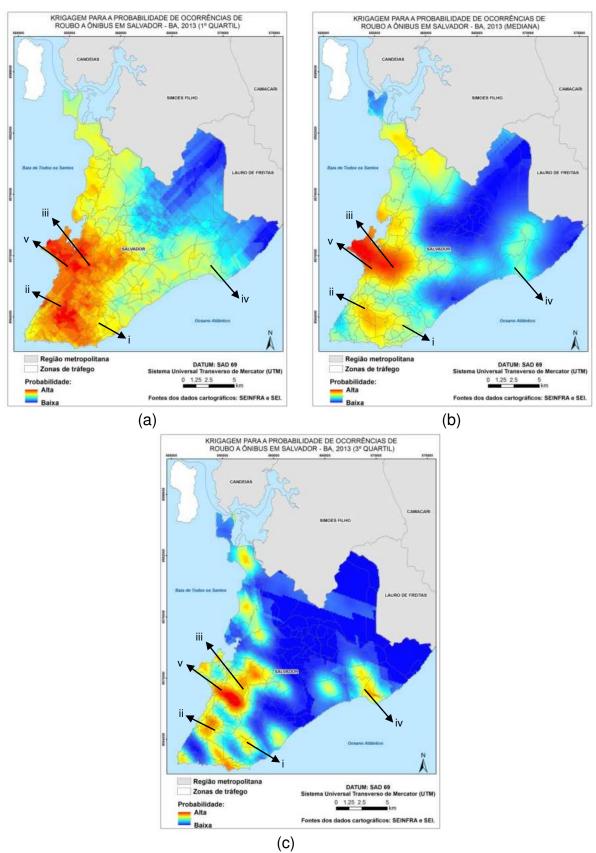


Figura 19: Mapas de probabilidades de ocorrências de roubo em ônibus coletivos em Salvador. Fonte: O autor.

Na elaboração dos respectivos mapas, foram definidos os tons mais próximos ao vermelho para representação da maior probabilidade de ocorrer uma quantidade de roubos acima do valor de cada corte adotado, enquanto que áreas com tons em azul correspondem à menor probabilidade de ocorrência (abaixo do valor de corte).

A região entre os bairros de Liberdade e Calçada (v), onde se localiza a Avenida Afrânio Peixoto, e o bairro de Bom Juá (iii), ao longo da Rodovia BR-324, apresentaram alta probabilidade de ocorrência do fenômeno nos mapas elaborados a partir dos diferentes cortes (1º quartil, mediana e 2º quartil). Outra região crítica identificada corresponde ao bairro de Brotas, principalmente na parte leste (i) que apresenta alta probabilidade de ocorrência nos mapas do 1º e 3º quartis. A região oeste do bairro de Brotas (ii) também aparece com probabilidade de ocorrência de roubo em ônibus, porém com menor intensidade. Enquanto isso, o bairro de Itapuã (iv) se destacou com alta probabilidade principalmente no mapa que corresponde ao corte com base no 3º quartil.

6.4 Conclusões preliminares

Através dos procedimentos metodológicos seguidos nesta etapa de modelagem geoestatística, foram obtidas manchas que indicam maior probabilidade de ocorrência de roubos a ônibus. A análise espacial através da Krigagem Indicativa foi considerada eficaz na determinação das regiões de maior probabilidade de ocorrências de roubo em ônibus.

A principal vantagem dessa técnica diz respeito à possibilidade de obter dados em pontos que não foram amostrados, a partir de uma superfície contínua de dados que evidencia áreas propensas à ocorrência de violência no transporte coletivo. A partir dos três cortes determinados neste estudo foi possível identificar manchas associadas à probabilidade do número de ocorrências superiores aos valores dos cortes para o ano de 2013.

A observação das tendências espaciais na análise geoestatística ocorre de maneira confirmatória, por ser uma técnica que depende de modelagem e validação. Assim, o emprego dessas técnicas de estimação espacial pode

auxiliar no processo de Planejamento Urbano e Regional e implementações de políticas de segurança pública com objetivo de garantir o direito à mobilidade do cidadão.

Considerando uma análise mais geral, verifica-se através dos mapas krigados, que a área com maior probabilidade de ocorrência de roubo em ônibus localiza-se entre os bairros de Liberdade e Calçada, se estendendo até o eixo Bom Juá/São Caetano.

Ao se realizar uma análise mais detalhada, foi possível identificar que houve coincidência com algumas regiões destacadas com alta densidade de ocorrência de roubo em ônibus nos mapas de *kernel*, sendo: eixo entre as regiões de Liberdade e Calçada (v) e bairro de Bom Juá (iii), leste e oeste do bairro de Brotas (i e ii) e bairro de Itapuã (iv), este último com menor intensidade.

Vale ressaltar que esta foi uma abordagem univariada e espacial. Sabese, no entanto, que existem diversos fatores espaciais que influenciam a ocorrência do roubo. A análise espacial multicritério, realizada nesta pesquisa fornecerá subsídios para maior compreensão do fenômeno e sua causalidade.

7 AVALIAÇÃO MULTICRITÉRIO EM AMBIENTE SIG: RESULTADOS

A avaliação multicritério dos dados de roubo em ônibus em Salvador foi desenvolvida a partir de quatro principais etapas: 1. Levantamento e seleção dos fatores relacionados ao problema (descrito no Capítulo 4 – Método); 2. Mapeamento dos fatores; 3. Hierarquização e ponderação; 4. Combinação dos modelos digitais ou fatores em ambiente SIG.

A análise multicritério em ambiente SIG teve como base os fatores considerados pela opinião dos especialistas no primeiro questionário aplicado (Apêndice 1). Assim, conforme está descrito no método, os fatores selecionados foram: F1 - proximidade a locais que facilitam a fuga; F2 - ausência de policiamento; F3 - maior frequência de ônibus; F4 - grande movimentação de pessoas; e F5 - proximidade a pontos de tráfico de drogas.

Desta forma, os planos de informação que representam cada fator foram mapeados a partir da coleta de informações em diferentes fontes e da realização do pré-processamento, quando necessário, utilizando preliminarmente o formato vetorial para a representação. Após o tratamento e atualização das informações utilizadas para mapear cada fator, houve a transformação do arquivo para o formato *raster* e a normalização e classificação *fuzzy* dos dados (variando de 0 a 1). A seguir são detalhados os procedimentos específicos que foram realizados para caracterização de cada fator para posterior combinação em ambiente SIG.

7.1 Mapeamento dos fatores

a) Fator 1: Proximidade a locais que facilitam a fuga

Para representação desse fator, buscou-se interpretar as respostas dos especialistas em relação à segunda pergunta do primeiro questionário: "segundo a sua opinião, quais características que o ambiente urbano ou um local determinado deve possuir para ser considerado como uma rota de fuga de roubo em ônibus em Salvador?" (Apêndice 1). Observou-se que muitos

relataram como principal característica a topografia da cidade, o difícil acesso da polícia em algumas áreas e ausência de policiamento.

A partir da análise das respostas, e da consideração de alguns autores que discutem o tema da violência urbana, foram selecionados os aglomerados subnormais (IBGE, 2010) e os vazios urbanos de Salvador (Pereira e Carvalho, 2008) para representação do fator 1 – proximidade a locais que facilitam a fuga (Figura 20). Isso porque, especificamente em Salvador, as regiões que dificultam a realização do policiamento correspondem em grande parte às áreas de aglomerados subnormais e áreas verdes de difícil acesso, servindo assim como rotas de fuga para autores de delitos. Os aglomerados subnormais correspondem às áreas que apresentam irregularidades nas vias de circulação, precariedade em relação a serviços públicos básicos, como coleta de lixo, rede de água, energia elétrica e iluminação pública (Brasil, 2010). São áreas geralmente constituídas de moradias irregulares.

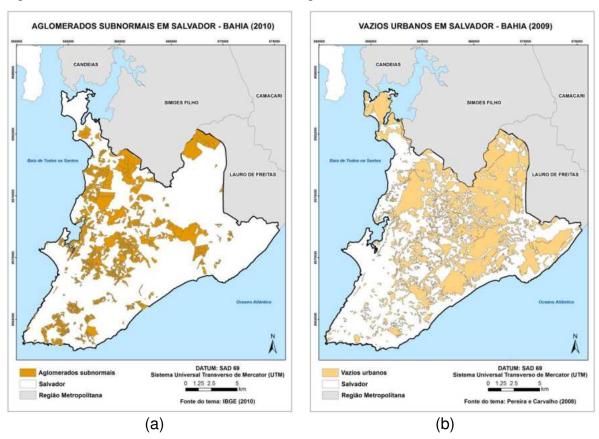


Figura 20: Distribuição espacial dos aglomerados subnormais (a), e presença de vazios urbanos em Salvador (b). Fonte: O autor.

O mapeamento dos vazios urbanos, realizado por Pereira e Carvalho (2008), considera as áreas não edificadas maiores que 10.000 m², identificadas a partir das imagens referentes ao levantamento aerofotogramétrico da cidade de Salvador, em 2002.

A base de glomerados subnormais é composta por todos os setores censitários que possuem áreas com características de aglomerados subnormais, segundo o conceito do IBGE. Desta forma, inclui os locais com moradia irregular e o eixo central das vias (Figura 21a). Por isso, todos os polígonos foram editados para realizar essa correção. A partir de uma análise visual, as áreas que não apresentavam características de aglomerados subnormais foram excluídas, assim como o eixo das vias, evitando, desta forma, interferência nos resultados da avaliação multicritério (Figura 21b).



Figura 21: Destaque para um aglomerado subnormal na região da orla de Salvador (a) e o mesmo aglomerado após edição (b). Fonte: O autor.

A base vetorial de vazios urbanos também foi atualizada, já que nos últimos anos houve mudanças na configuração urbana de Salvador, como a expansão de condomínios avançando nas áreas verdes da cidade, a exemplo do Condomínio Alphaville Salvador, na região da Avenida Luís Viana Filho (Figura 22). Assim, buscou-se aproximar o mapeamento dos vazios urbanos de Salvador ao mais próximo possível da realidade atual, para melhor representação do fator em questão.



Figura 22: Destaque para um recorte da base original de vazios urbanos em Salvador (a) e o mesmo recorte após edição (b). Fonte: O autor.

Desta forma, após a realização das edições e atualizações nos arquivos vetoriais selecionados, as camadas foram somadas para a representação do Fator 1 – proximidade a locais que facilitam a fuga (Figura 23a).

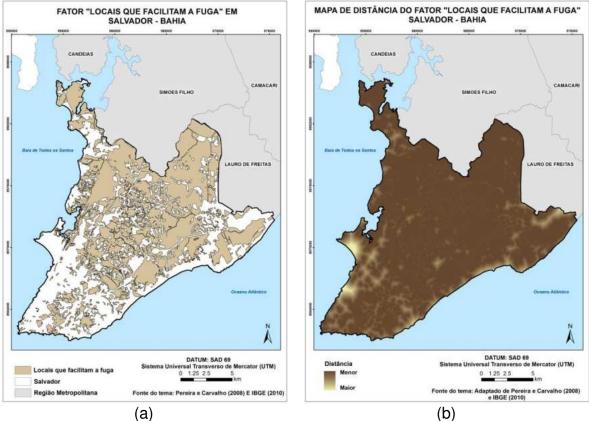


Figura 23: Distribuição espacial dos locais que facilitam a fuga (a), e resultado do mapa de distância do respectivo fator em Salvador (b). Fonte: O autor.

Em seguida, utilizou-se a ferramenta de mapa de distância para a criação de uma superfície contínua representando a pertinência em função da distância a locais que facilitam a fuga, para a ocorrência do delito em estudo (Figura 23b). Assim, é possível identificar que as menores distâncias aos locais que facilitam a fuga estão representadas pelas cores mais escuras no mapa de distância, enquanto que as maiores distâncias aos locais de fuga estão mapeadas por tons mais claros, sendo que essas últimas estão localizadas principalmente nas áreas periféricas da cidade (Figura 23b).

Visando posterior integração com os demais fatores na aplicação da AMC em ambiente SIG, as distâncias aos locais que facilitam a fuga foram normalizados a partir de uma função de lógica *Fuzzy*, entre os valores de 0 e 1. Assim, determinou-se que as distâncias de 0 a 50 metros aos locais de fuga mapeados seriam representadas pelo valor 1, a partir do qual a pertinência decresce até encontrar distâncias iguais ou superiores a 300 metros, correspondendo ao valor 0, sendo que a partir dessa distância o risco de ocorrência do fenômeno é considerado quase nulo (Figura 24).

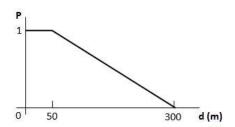


Figura 24: Função de pertinência do fator 1 – proximidade a locais que facilitam a fuga. Fonte: O autor.

Na Figura 25 é apresentado o mapeamento dos dados fuzzificados, representando o grau de pertinência dos diversos locais na cidade, em função da sua proximidade com os locais que facilitam a fuga em Salvador.

É possível notar, assim, que após a fuzzificação, as áreas críticas, ou seja, as menores distâncias em relação aos locais que facilitam a fuga estão representadas pelos tons mais escuros e possuem valores iguais ou próximos a 1, enquanto que as maiores distâncias aos locais de fuga na cidade estão mapeados com cores claras, e valores mais baixo na escala de 0 a 1 (Figura 25).

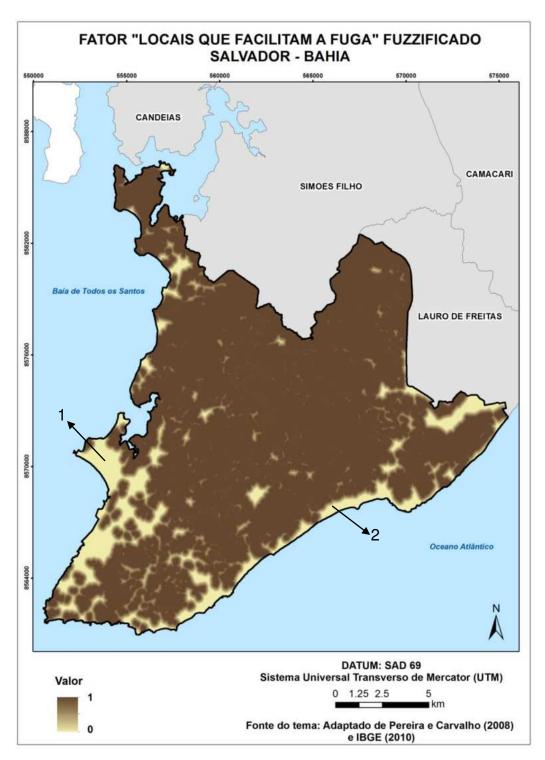


Figura 25: Distribuição espacial dos dados fuzzificados referente ao fator "locais que facilitam a fuga" em Salvador - BA. Fonte: O autor.

Esses dados fuzzificados viabilizaram a análise do fator 1 – proximidade a locais que facilitam a fuga, na aplicação da AMC em ambiente SIG.

Observa-se, a partir do mapa final do fator (Figura 25), que as regiões de menor risco em relação aos locais que facilitam a fuga (valores próximos ao 0 e representados pelos tons mais claros), estão localizadas principalmente nas áreas periféricas de Salvador, abrangendo a região da península de Itapagipe (1) e orla marítima (2).

Em virtude da distribuição espacial do vetor relacionado aos locais que facilitam a fuga, que contempla uma parte significativa da cidade (ver Figura 23a), as áreas críticas no mapa final do fator 1 – locais que facilitam a fuga (Figura 25), abrange grande parte da cidade de Salvador.

b) Fator 2: Ausência de policiamento

Os dados de efetivo policial, considerados para representação desse fator, são disponibilizados apenas por unidades territoriais da polícia militar denominadas de Organizações da Polícia Militar (OPM). O município de Salvador é constituído por 28 OPM's, as quais são constituídas por dois ou mais bairros (Tabela 8).

Tabela 8: Bairros que compõem as Organizações da Polícia Militar em Salvador-BA.

<u>/ador-B</u>	A.
ОРМ	BAIRROS
1ª CIPM	Saramandaia, Pernambués
2ª CIPM	Tororó, Nazaré, Barbalho, Macaúbas, Saúde
3ª CIPM	Águas Claras, Cajazeiras II, IV, V, VI, VII, VIII, X, XI, Fazenda Grande I, II, III, IV, Jaguaripe I, Boca da Mata
9ª CIPM	Retiro, Fazenda Grande do Retiro, Bom Juá, São Caetano, Capelinha, Boa Vista de São Caetano, Campinas de Pirajá, Marechal Rondon, Pirajá
11ª CIPM	Barra, Graça, Vitória
12ª CIPM	Ondina, Rio Vermelho
13ª CIPM	Pituba
14ª CIPM	Lobato, Alto do Cabrito, São João do Cabrito, Plataforma, Itacaranha
15ª CIPM	Piatã, Bairro Da Paz, Alto do Coqueirinho, Itapuã, Stella Maris, Aeroporto, Patamares
16ª CIPM	Comércio, Calçada, Mares, Santa Luzia
17ª CIPM	Monte Serrat, Roma, Boa Viagem, Uruguai, Vila Rui Barbosa/Jardim Cruzeiro, Bonfim, Caminho de Areia, Massaranduba, Mangueira, Ribeira
18ª CIPM	Alto da Terezinha, Rio Sena, Praia Grande, Periperi, Nova Constituinte, Coutos
18º BPM	Canela, Centro, Barris, Centro Histórico, Santo Antônio, Garcia
19ª CIPM	Fazenda Coutos, Paripe, São Tomé, Ilha de Maré
23ª CIPM	Resgate, Cabula, Saboeiro, Cabula VI, Arenoso, Beiru/Tancredo Neves, Engomadeira, Doron, Narandiba, Barreiras, Arraial do Retiro, São Gonçalo
26ª CIPM	Brotas, Boa Vista de Brotas, Engenho Velho de Brotas, Acupe, Candeal
31ª CIPM	Moradas da Lagoa, Valéria, Palestina
35ª CIPM	Caminho das Árvores, Itaigara
37ª CIPM	Cidade Nova, Baixa de Quintas, Pau Miúdo, Caixa D'água, Lapinha, Liberdade, Pero Vaz, IApI, Santa Mônica, Curuzu
39º CIPM	Costa Azul, Jardim Armação, Imbuí, Boca do Rio, Pituaçu, STIEP
40° CIPM	Santa Cruz, Nordeste de Amaralina, Vale das Pedrinhas, Chapada do Rio Vermelho, Amaralina
41ª CIPM	Alto das Pombas, Calabar, Federação, Engenho Velho da Federação
47ª CIPM	São Marcos, Pau da Lima, Vila Canária, Castelo Branco, Porto Seco Pirajá, Dom Avelar, Jardim Cajazeiras
48ª CIPM	Novo Horizonte, Nova Sussuarana, Sussuarana, Calabetão, Mata Escura, Jardim Santo Inácio, Granjas Rurais Presidente Vargas
49ª CIPM	Mussurunga, São Cristóvão, Jardim das Margaridas, Itinga_ssa, Cassange, Nova Esperança
50° CIPM	São Rafael, Vale dos Lagos, Canabrava, Trobogy, Nova Brasília, Sete de Abril, Novo Marotinho, Jardim Nova Esperança
58ª CIPM	Luis Anselmo, Matatu, Cosme de Farias, Vila Laura, Santo Agostinho
82° CIPM	Centro Administrativo da Bahia

Fonte: Secretaria da Segurança Pública da Bahia, 2015.

Desta forma, os dados de policiamento considerados para a representação desse fator (Figura 27a), foram transformados num índice a partir da divisão do total do efetivo policial em cada OPM pela respectiva área, em hectare, da unidade territorial (Tabela 10).

Tabela 9: Efetivo policial por Organizações da Polícia Militar (2015) em Salvador-BA e índice de policiamento por hectare.

ОРМ	EFETIVO 2015	ÁREA (HA)	ÍNDICE (EFETIVO/ÁREA)
1ª CIPM	101	350.0805	0.288505
2ª CIPM	78	265.7742	0.293482
3ª CIPM	153	1910.526	0.080083
9ª CIPM	162	1825.998	0.088719
11ª CIPM	144	253.0078	0.569152
12ª CIPM	137	376.9643	0.36343
13ª CIPM	130	442.7307	0.293632
14ª CIPM	142	689.6816	0.205892
15° CIPM	226	3770.863	0.059933
16ª CIPM	160	278.9425	0.573595
17ª CIPM	197	520.3439	0.378596
18ª CIPM	194	852.5648	0.227549
18° BPM	295	317.6398	0.928725
19ª CIPM	185	2596.673	0.071245
23ª CIPM	150	1160.608	0.129243
26ª CIPM	101	736.6426	0.137109
31ª CIPM	83	1437.005	0.057759
35° CIPM	99	329.4225	0.300526
37° CIPM	106	603.099	0.175759
39ª CIPM	148	1414.884	0.104602
40° CIPM	320	248.7454	1.286456
41° CIPM	156	302.6679	0.515416
47° CIPM	106	795.6106	0.133231
48° CIPM	102	832.6815	0.122496
49° CIPM	91	4145.594	0.021951
50° CIPM	92	1471.442	0.062524
58° CIPM	80	363.2062	0.220261
82ª CIPM	81	343.881	0.235547

Fonte: Departamento Pessoal da Polícia Militar da Bahia, 2015.

Em razão da SSP não considerar (em 2015) o bairro de Areia Branca como pertencente à Salvador para fins de dados estatísticos (os registros desse bairro são contabilizados para o município de Lauro de Freitas), esse bairro aparece sem informação (cor branca) nos mapas de efetivo e índice de policiamento (Figura 26).

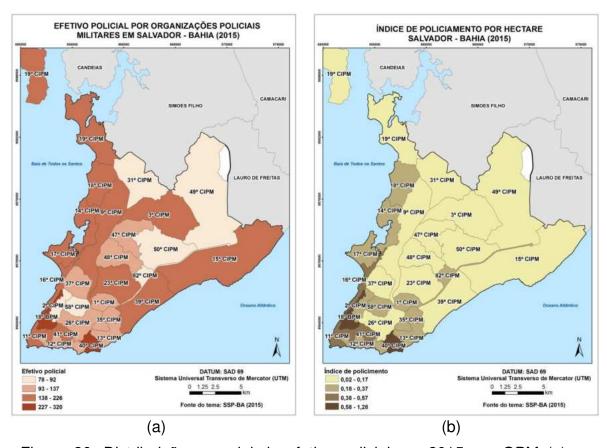


Figura 26: Distribuição espacial do efetivo policial em 2015 por OPM (a), e índice de policiamento por hectare em Salvador (b). Fonte: O autor.

Para posterior normalização dos dados, a base vetorial contendo o índice de policiamento por OPM's foi transformada em *raster*, respeitando o mesmo limite territorial considerado na geração de todos os fatores. Assim, os dados foram normalizados de 0 a 1, seguindo a lógica *Fuzzy*, em que os valores mais altos correspondem às áreas mais críticas em relação a este fator e para o problema, ou seja, onde o índice de policiamento é menor, sendo, portanto, uma relação inversamente proporcional (Figura 27).

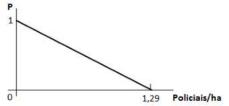


Figura 27: Função de pertinência do fator 2 – ausência de policiamento. Fonte: O autor.

Assim, observa-se a partir do mapa final do fator 2 – ausência de policiamento, que as áreas mais distantes da região central da cidade correspondem aos valores iguais ou próximos a 1 (valores mais críticos), pois apresentaram os menores índices de policiamento na cidade (Figura 28).

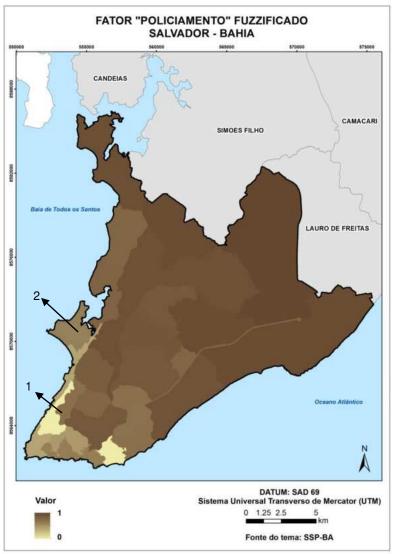


Figura 28: Distribuição espacial dos dados fuzzificados referente ao fator "policiamento" em Salvador - BA. Fonte: O autor.

Entretanto, as áreas próximas ao centro (1) e península da Itapagipe (2) possuem valores baixos nesse fator, correspondendo a bons índices de policiamento por hectare nessas áreas da cidade.

c) Fator 3: Frequência de ônibus

A base com os principais corredores de ônibus de Salvador, formado por 434 trechos, foi utilizada para o mapeamento do Fator 3, relacionado à frequência de ônibus (Figura 29a).

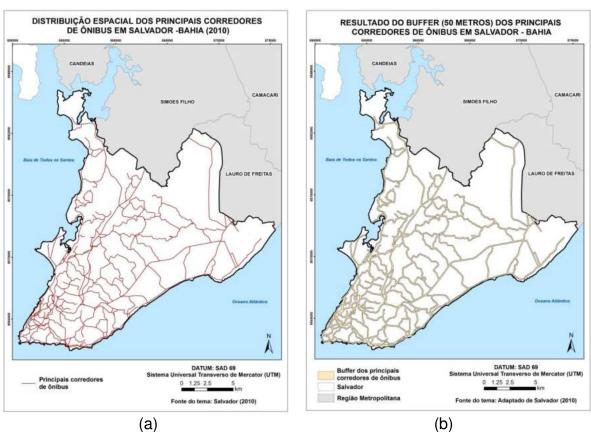


Figura 29: Distribuição espacial dos principais corredores de ônibus em Salvador (a) e resultado do *buffer* de 50 metros do respectivo vetor (b). Fonte: O autor.

Visando melhor representação dessa feição geográfica, realizou-se a transformação de linha para área. Para tanto, foi construído um *buffer* de 50 metros em ambos os lados dos eixos dos principais corredores de ônibus em Salvador, possibilitando a melhor visualização e sobreposição com outros fatores com feições de área (Figura 29b). Como muitos corredores estão bem

próximos na região do centro da cidade, optou-se por um *buffer* de 50 metros, visando não perder os limites de cada trecho.

Após isso, para representação do fator 3 - frequência de ônibus, foram utilizados os dados elaborados por DELGADO (2006 e 2014) para atualização da frequência de ônibus no pico da manhã (Tabela 8).

Tabela 10: Frequência de ônibus nos principais corredores de Salvador-BA.

CORREDOR	O/H
Av. da França/Mares	386
Av. Luiz Viana Filho (Paralela)	216
Av. Afrânio Peixoto (Suburbana)	141
Av. Mário Leal Ferreira (Bonocô)	235
Est. Campinas/São Caetano	111
Rua Silveira Martins	134
Rua Lima e Silva	98
Av. Octávio Mangabeira	95
Av. Juracy Magalhães Jr./ Rua Lucaia	222
Av. Tancredo Neves	373
Av. Centenário	136
BR 324	157
Av. Dom João VI	75
Av. Aliomar Baleeiro (Est. Velha do Aeroporto)	128
Av. Antônio Carlos Magalhães	221
Av. Vasco da Gama	196
Av. Cardeal da Silva	47
Av. Joana Angélica	160
Av. Barros Reis/ Av. Heitor Dias	192
Av. Sete de Setembro	202
Rua Carlos Gomes	298

Fonte: Delgado (2006 e 2014).

Esses dados foram inseridos na tabela do plano de informação do *buffer* gerado anteriormente. Assim, é possível observar, através da representação com cores mais escuras no mapa, os trechos com maior freqüência de ônibus no turno da manhã, nos principais corredores de ônibus em Salvador (Figura 30). Conforme destaque no mapa, os trechos que apresentam maior freqüência estão localizados principalmente próximos ao centro e bairro de Brotas (1), no eixo Liberdade/Calçada (2), região de Bom Juá (3), e Avenidas Tancredo Neves (4) e Luís Viana (5).

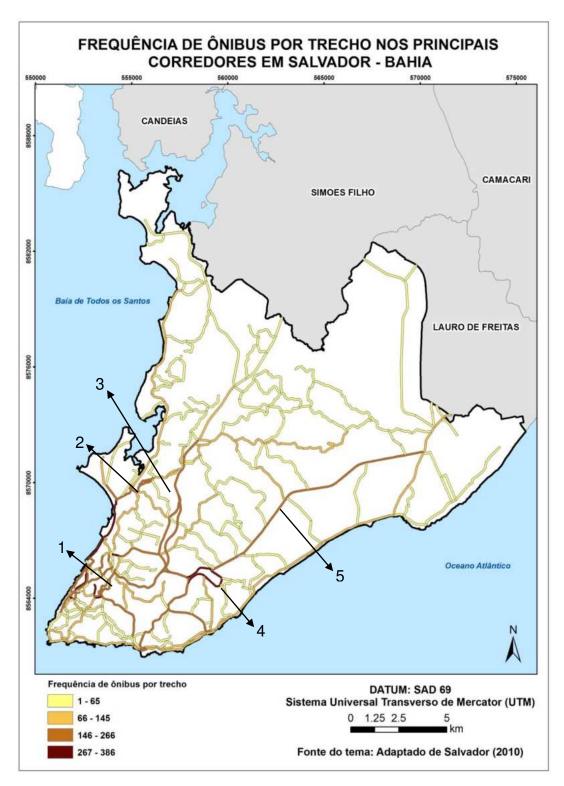


Figura 30: Distribuição espacial da freqüência de ônibus por trechos nos principais corredores de ônibus em Salvador - BA. Fonte: O autor.

Considerando esses dados atualizados de frequência de ônibus nos principais corredores de Salvador, efetuou-se uma normalização criando uma

função linear crescente, em que os valores de frequência de ônibus em cada trecho foram divididos pelo maior valor de frequência (386). A Figura 31 apresenta o resultado dessa normalização para o fator relacionado à frequência de ônibus.

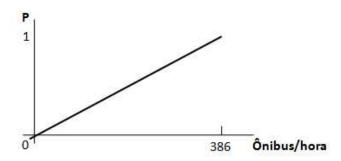


Figura 31: Função de pertinência do fator 3 – maior frequência de ônibus. Fonte: O autor.

Com isso, os trechos representados por valores próximos ou iguais a 1, correspondem aos trechos mais críticos, ou seja, que possuem uma maior frequência de ônibus, representados no mapa pelas cores mais escuras. Enquanto isso, os trechos com menor freqüência são representados pelas cores com tons mais claros (Figura 32).

Assim, são apresentados os destaques no mapa final do fator 3 – freqüência de ônibus similares àqueles verificados na Figura 30. As maiores freqüências de ônibus são identificadas nos trechos localizados principalmente próximos ao centro e bairro de Brotas (1), eixo Liberdade/Calçada (2), região de Bom Juá (3), e Avenidas Tancredo Neves (4) e Luís Viana (5).

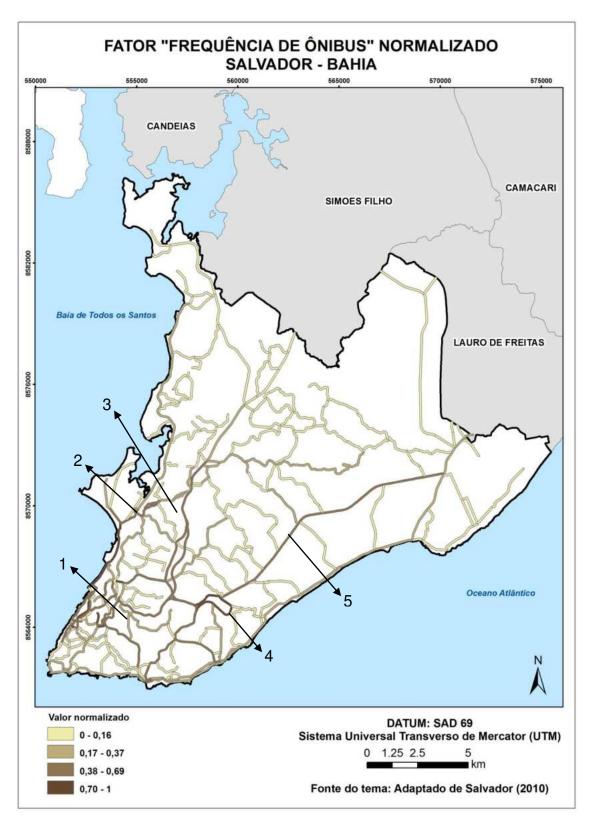


Figura 32: Distribuição espacial dos dados normalizados referente ao fator "frequência de ônibus" em Salvador - BA. Fonte: O autor.

d) Fator 4: Movimentação de pessoas

Sendo a movimentação de pessoas, segundo a visão dos especialistas, um dos fatores que contribuem para a ocorrência do roubo em ônibus, foram utilizados os dados de atração de viagens não motorizadas por cada Zona de tráfego para sua representação (Figura 33a). Esses dados correspondem à Pesquisa Origem-Destino da Região Metropolitana de Salvador (Bahia, 2012). Desta forma, a utilização desses dados foi considerada a melhor estratégia para representar o mais próximo possível da realidade a concentração espacial do fluxo de pessoas na cidade.

Objetivando viabilizar a utilização desses dados, criou-se um índice a partir da divisão do número de viagens atraídas em cada zona pelo tamanho da respectiva zona de tráfego, em hectare (Figura 33b).

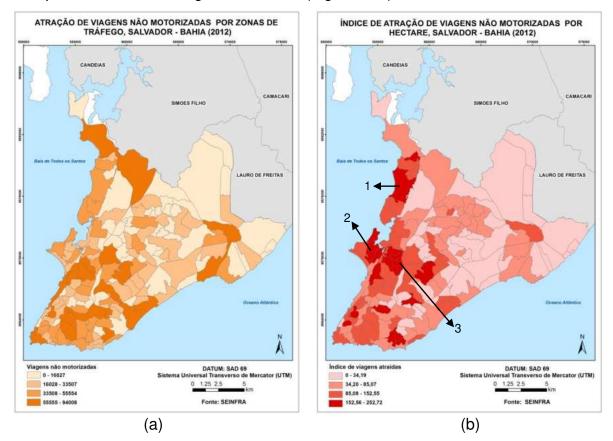


Figura 33: Distribuição espacial da quantidade de viagens não motorizadas atraídas por zonas de tráfego em Salvador (a) e resultado do índice de viagens não motorizadas atraídas por hectare (b). Fonte: O autor.

Assim, podem ser observadas na Figura 33b as zonas de tráfego com os maiores índices de atração de viagens por hectare representadas por cores mais escuras, que estão localizados principalmente na região do subúrbio (1), península de Itapagipe (2) e Bom Juá (3). As zonas de tráfego com os menores índices estão representadas pelas cores mais claras, e situam-se basicamente na região norte e nordeste de Salvador.

Para normalização dos dados deste fator, considerou-se uma função linear crescente, em que os índices de viagens atraídas por hectare, de cada ZT, foram divididos pelo maior índice: 252,72 (Figura 34).

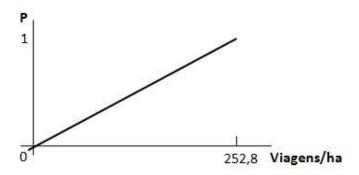


Figura 34: Função de pertinência do fator 4 – grande movimentação de pessoas. Fonte: O autor.

Desta forma, os valores mais altos correspondem aos locais mais críticos desse fator, ou seja, onde se revela uma maior movimentação de pessoas, e estão representados no mapa pelos tons mais escuros, conforme se verifica na Figura 35. Há uma concentração dessas áreas críticas na região do subúrbio ferroviário (1), península de Itapagipe (2), Bom Juá (3) e Nordeste de Amaralina (4).

Enquanto isso, os valores mais baixos, mapeados em tons mais claros, correspondem às ZT's com menor movimentação de pessoas. É possível notar uma concentração das áreas assim caracterizadas principalmente na região em torno da Avenida Luís Viana, conhecida como Avenida Paralela (5), e na região de Cassange (6), como consta na Figura 35.

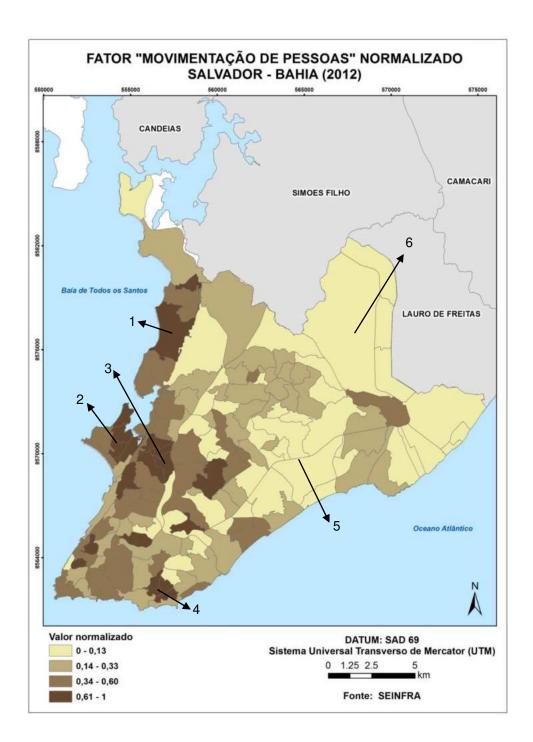


Figura 35: Distribuição espacial dos dados normalizados referentes ao fator "movimentação de pessoas" em Salvador - BA. Fonte: O autor.

Observa-se, a partir da espacialização desses dados, uma semelhança com o mapeamento da densidade demográfica por hectare (Figura 3), uma vez que estas variáveis estão relacionadas.

e) Fator 5: Tráfico de drogas

Objetivando a construção do plano de informação para representação desse fator, foram considerados os pontos de coordenadas (centróide) dos registros de ocorrências de tráfico de drogas de 2015, em Salvador (Figura 36a). Neste ano, foram cadastradas 1211 ocorrências, entre os quais 999 apresentam informação do logradouro do fato, possibilitando acesso às coordenadas do centróide do logradouro a que se refere à ocorrência.

Em seguida, a camada vetorial de ocorrências de tráfico de drogas foi transformada em *raster*, visando à produção de um mapa de distância tendo por origem as ocorrências, como pode ser observado na Figura 36b. As cores mais claras evidenciam distâncias menores para as ocorrências de tráfico de drogas em Salvador, enquanto que as cores escuras correspondem a distâncias maiores.

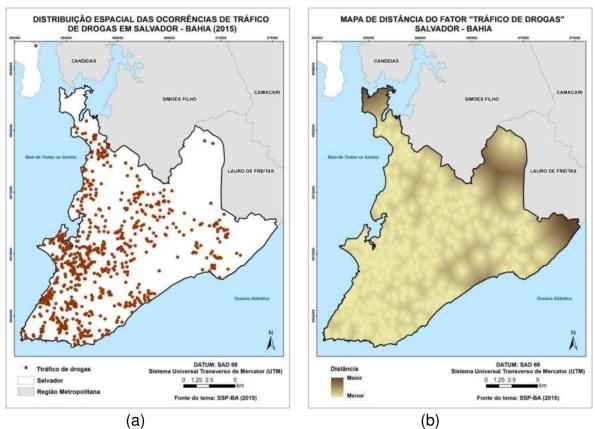


Figura 36: Distribuição espacial das ocorrências de tráfico de drogas em Salvador, em 2015 (a) e resultado do mapa de distância dos pontos de tráfico de drogas (b). Fonte: O autor.

Posteriormente, houve a fuzzificação dos valores numa escala de 0 a 1 usando a ferramenta *Fuzzy* do *software* Idrisi (Figura 37). Desta forma, as distâncias de 0 a 50 metros a partir dos pontos de tráfico de drogas foram representados pelo valor 1, ou seja, representam a proximidade máxima do fator de risco. A partir desse limite o risco decresce linearmente até atingir uma fronteira de 300 metros, indicando, a partir daí, uma influência mínima desse fator na ocorrência de roubo em ônibus, considerando a distância (Figura 37).

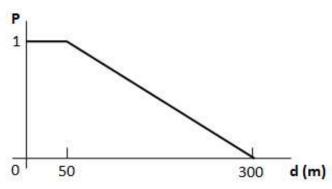


Figura 37: Função de pertinência do fator 5 – proximidade a locais que facilitam a fuga. Fonte: O autor.

Ao analisar a Figura 38, verifica-se que há uma distribuição de áreas críticas em relação ao fator "tráfico de drogas" em praticamente toda cidade, com exceção da região de Cassange (1) e Patamares (2).

A concentração de áreas críticas aumenta conforme se aproxima do centro antigo da cidade (3) e península de Itapagipe (4), conforme pode ser observado na Figura 38.

A área nas proximidades do bairro Aeroporto (6), aparentemente apresentou uma boa situação em relação ao fator tráfico, porém possivelmente este resultado está relacionado ao número reduzido de logradouros nessa área devido à presença do Aeroporto Internacional Luís Eduardo Magalhães, e à própria característica desse bairro, que é um bairro institucional.

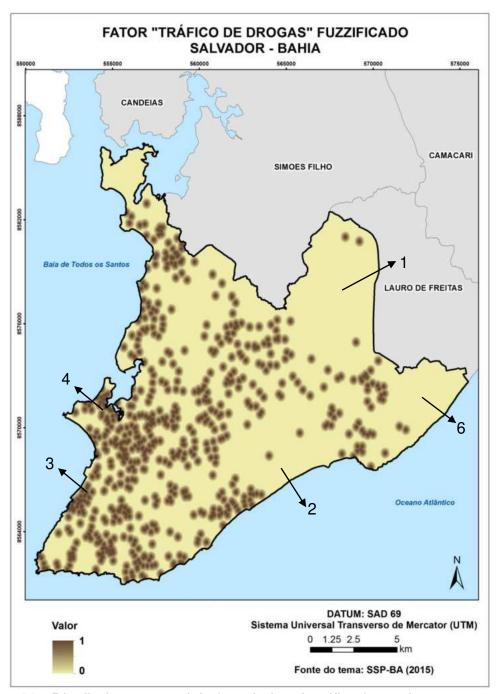


Figura 38: Distribuição espacial dos dados fuzzificados referentes ao fator "tráfico de drogas" em Salvador - BA. Fonte: O autor.

7.2. Hierarquização e ponderação dos fatores

A ponderação dos fatores se baseou no julgamento dos mesmos especialistas entrevistados na primeira etapa da aplicação do questionário (cinco especialistas), os quais foram consultados visando à comparação par a

par dos cinco fatores mais importantes para a ocorrência de roubo em ônibus (Apêndice B).

As notas atribuídas a cada fator, as quais foram consideradas para determinação de seus respectivos pesos, encontram-se na Tabela 11.

Tabela 11: Notas atribuídas aos fatores pelos especialistas.

FATOR	Especialista 1 Segurança Pública	Especialista 2 Segurança Pública	Especialista 3 Segurança Pública	Especialista 4 Acadêmico	Especialista 5 Acadêmico	SOMA	%
F1	5.6	16	16	17	12	66.6	0.26
F2	26	16	12	0.8	26	80.8	0.32
F3	20.3	10.4	1.6	10.3	1.5	44.1	0.17
F4	11.1	5.6	2.4	12	1.5	32.6	0.13
F5	5.4	0.8	7.2	7.2	11.2	31.8	0.12
			,			255.9	1.00

Fonte: O autor.

Observa-se que as maiores notas dos especialistas de segurança pública corresponderam principalmente aos fatores F1 e F2, enquanto que os acadêmicos conderaram os fatores F2 e F4.

O percentual de participação referente a cada fator, encontrado ao dividir a nota final do fator (soma) pelo somatório total das notas (255,9), corresponde ao peso final do respectivo fator. O resultado final da aplicação da matriz de prioridade encontra-se na tabela a seguir (Tabela 12).

Tabela 12: Resultado da matriz de prioridade com os pesos e importância de cada fator.

Fator	Descrição	Peso	Ordem de importância
F1	Proximidade a locais que facilitam a fuga	0.26	2º
F2	Ausência de policiamento	0.32	1º
F3	Maior frequência de ônibus	0.17	3º
F4	Locais com grande movimentação de pessoas	0.13	4º
F5	Proximidade a pontos de tráfico de drogas	0.12	5º

Fonte: O autor.

Desta forma, a combinação de todos os fatores na análise multicritério respeitou esses pesos que resultaram da matriz de prioridade analisada pelos

especialistas. Conforme abordagem de DELGADO (2006), o peso, no contexto da análise multicritério, representa a importância relativa de cada fator face aos demais. Assim, na análise multicritério cada mapa (fator) é multiplicado pelo seu respectivo peso, a partir de cada *pixel*. O resultado da avaliação multicritério (AMC) é a soma de todos os fatores resultantes após essa ponderação.

7.3 Combinação dos modelos digitais ou fatores em ambiente SIG

A partir dos mapas gerados, realizou-se a última etapa da análise multicritério considerando todos os fatores através do método de Combinação Linear Ponderada (WLC) em ambiente SIG, objetivando conhecer as áreas de Salvador com maior potencial de ocorrência de roubo em ônibus. Para tanto, os *rasters* associados aos fatores, os quais foram editados no QuantumGis, conforme descrito anteriormente, foram convertidos para o formato do Idrisi, permitindo, dessa forma, o uso da ferramenta MCE (Multi-Criteria Evaluation), do respectivo programa.

Considerando a ponderação de cada fator conforme apresentado, o resultado preliminar da AMC permite identificar a distribuição espacial do potencial de ocorrência de roubo em ônibus em Salvador, a partir de uma superfície contínua (Figura 39).

Observa-se, a partir do mapa resultante (Figura 39), que a maior concentração do potencial mais alto de ocorrência de roubo em ônibus está localizada nas proximidades do bairro de Bom Juá (2), sendo mapeada com cores avermelhadas no respectivo mapa de potencial de roubo em ônibus.

Entretanto, as áreas que apresentaram menor potencial de ocorrência do delito, representadas no mapa pelos tons azulados, estão distribuídas praticamente em toda a orla da cidade, e há uma concentração maior na região do centro antigo de Salvador (3). Os valores intermediários estão associados à cor amarela, a exemplo da região próxima ao bairro de Novo Horizonte (4).

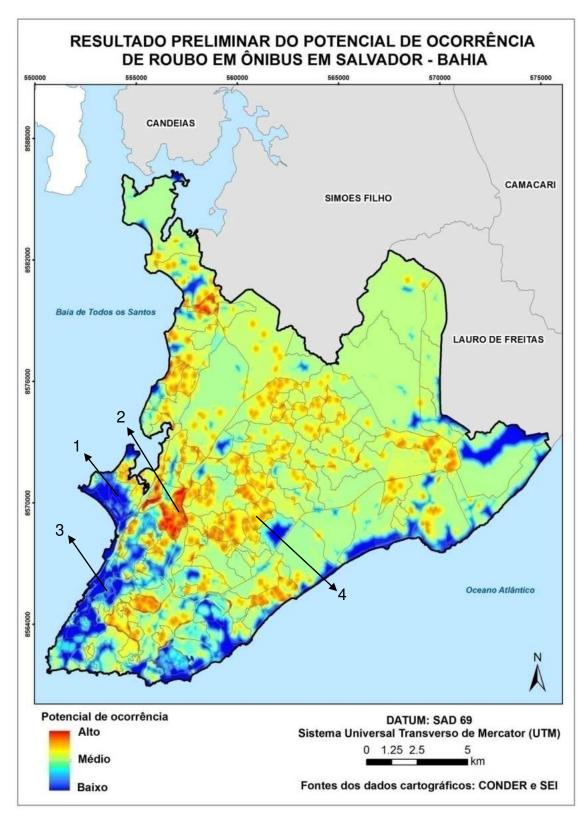


Figura 39: Mapa de potencial de ocorrência de roubo em ônibus em Salvador-BA. Fonte: O autor.

Para melhor visualização e compreensão, gerou-se uma máscara do resultado preliminar da AMC utilizando o *buffer* (50 metros de lados) dos principais corredores de transporte de Salvador (Figura 40).

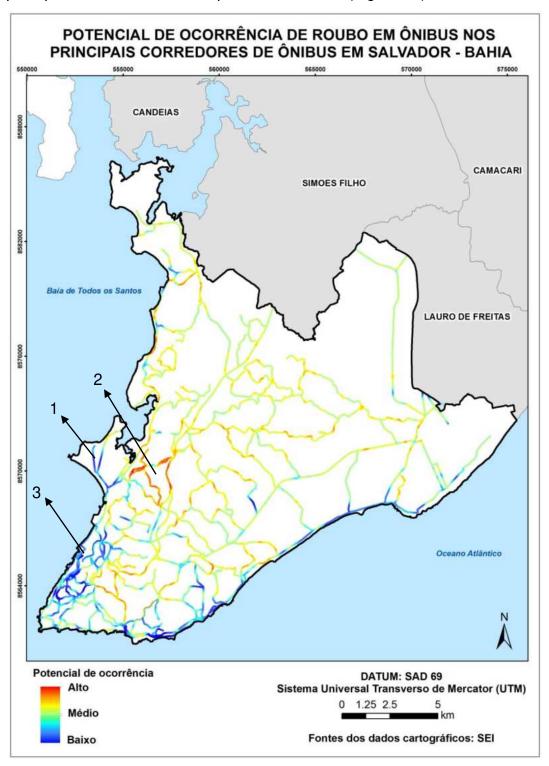


Figura 40: Mapa de potencial de ocorrência de roubo em ônibus em Salvador-BA nos principais corredores de ônibus. Fonte: O autor.

Desta forma, este mapa possibilita identificar o potencial de ocorrência de roubo em ônibus nos trechos que compõem os principais corredores de ônibus em Salvador. Essa representação está expressa através das cores de cada trecho, sendo que os tons mais quentes (vermelho) estão associados aos trechos mais críticos, os quais resultaram em valores mais altos na AMC. Enquanto isso, os trechos com tons mais claros (azul), são aqueles considerados de menor potencial de ocorrência do fenômeno. Os valores intermediários estão associados aos trechos em amarelo.

Para facilitar a interpretação do resultado, este mapa foi reclassificado seguindo as seguintes classes de potencial de ocorrência do fenômeno: Muito alto, Alto, Médio, Baixo, Muito baixo. Os parâmetros utilizados estão descritos a seguir (Tabela 10).

Tabela 13: Parâmetros de reclassificação do mapa de potencial de roubo em ônibus.

<u> </u>					
CLASSE	VALOR	DESCRIÇÃO			
1	> 0,80	Muito alta			
2	0,60 - 0,80	Alta			
3	0,40 - 0,60	Média			
4	0,20 - 0,40	Baixa			
5	< 0,20	Muito baixa			

Fonte: O autor.

Assim, a partir da Figura 41a, é possível verificar que há uma maior concentração de trechos com potencial muito nas proximidades dos bairros de Sãe Caetano (1) Bom Juá (2).

Conforme pode ser verificado na Figura 41b, esses trechos correspondem aos seguintes: Rodovia BR 324 (1), entre os bairros de São Caetano e Bom Juá; Avenida Nestor Duarte e Rua Engenheiro Austricliano (2), Estrada de Campinas e Rua Augusto Brandão (3) também em São Caetano; Rua Mello Moraes Filho (4) em Fazenda Grande do Retiro; e trecho da Rua Padre Antônio Vieira (5) no bairro de Capelinha (Figura 41b).

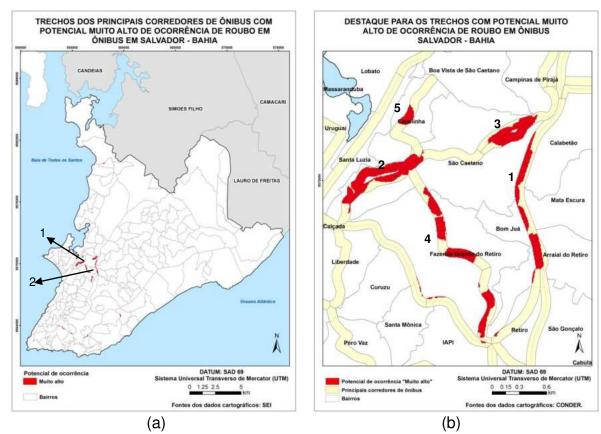


Figura 41: Distribuição espacial dos trechos com potencial "muito alto" de roubo em ônibus em Salvador-BA (a) e destaque para os trechos críticos da região de Bom Juá (b). Fonte: O autor.

A partir de uma análise detalhada do mapa de potencial de ocorrência de roubo em ônibus utilizando o Idrisi, pode-se verificar a influência de cada fator nos trechos supracitados. Na Figura 42, há um destaque para a Rodovia BR 324, o qual apresenta trechos com potencial muito alto de ocorrência de roubo em ônibus (0.85), e possui influência maior dos fatores relacionados à proximidade a locais que facilitam a fuga e pontos de tráfico de drogas (ambos com valor 1), em seguida estão os fatores ausência de policiamento e movimentação de pessoas, com valores de 0.94 e 0.82, respectivamente. A menor influência para determinação do potencial desse trecho corresponde ao fator sobre fluxo de ônibus, com 0.40.

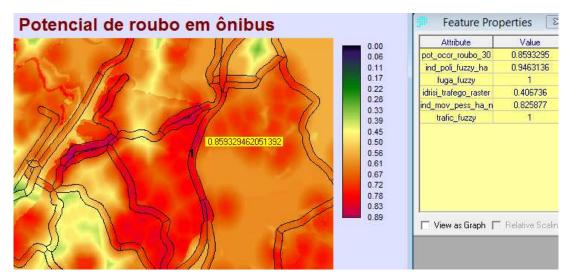


Figura 42: Destaque para um trecho da Rodovia BR 324 com potencial "muito alto" de roubo em ônibus. Fonte: O autor.

Ainda nessa região, um trecho da Rua Engenheiro Austricliano apresentou um potencial de 0.88 de ocorrência de roubo em ônibus (Figura 43), também considerado muito alto. As maiores participações foram dos fatores relacionados à proximidade a locais que facilitam a fuga e a pontos de tráfico de drogas, e grande movimentação de pessoas, que apresentaram valor 1. O quarto fator na escala de influência neste trecho é o policiamento, com valor de 0.94. O fator associado ao fluxo de ônibus também obteve uma contribuição baixa nesse trecho, com 0.43.

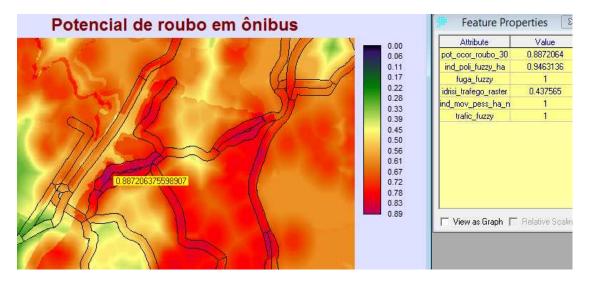


Figura 43: Destaque para um trecho da Rua Engenheiro Austricliano com potencial "muito alto" de roubo em ônibus. Fonte: O autor.

Em outro trecho com potencial muito alto nessa região, a Rua Augusto Brandão (Figura 44), que apresentou um valor de 0.84, o fator que menos influenciou também foi fluxo de ônibus, coincidindo com as análises realizadas nos outros trechos críticos dessa região. As maiores participações foram: proximidade a locais que facilitam a fuga e grande movimentação de pessoas, ambos com valor 1.

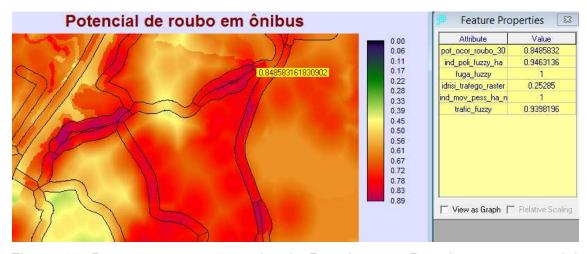


Figura 44: Destaque para um trecho da Rua Augusto Brandão com potencial "muito alto" de roubo em ônibus. Fonte: O autor.

Mais ao sul da cidade ocorrem também trechos com potencial "muito alto" de ocorrência de roubo em ônibus (Figura 45). Especificamente são eles: Avenida Vasco da Gama (1), principalmente entre os bairros de Engenho Velho de Brotas e Acupe; Avenida Vale do Tororó (2), Barris; Avenida Juracy Magalhães Júnior (3), entre os bairros de Candeal e Chapada do Rio Vermelho; e Avenida Tancredo Neves (4), entre os bairros Caminho das Árvores e STIEP (Figura 45).

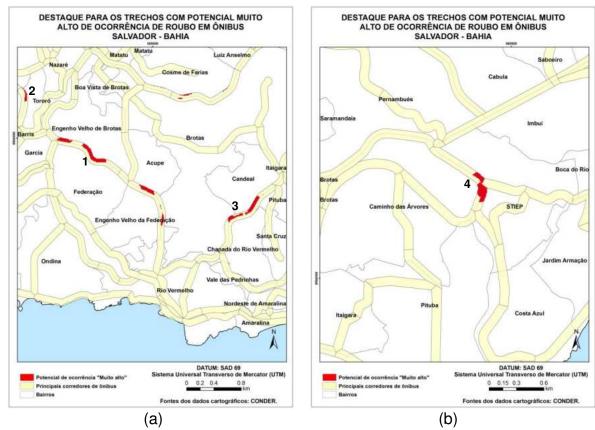


Figura 45: Destaque para os trechos com potencial "muito alto" de roubo em ônibus na região de Brotas (a) e Caminho das Árvores (b). Fonte: O autor.

Ao analisar detalhadamente as contribuições de cada fator para determinação do potencial de roubo em ônibus na Avenida Vasco da Gama (Figura 46), observa-se que os fatores proximidade a locais que facilitam a fuga e a pontos de tráfico de drogas são os que mais influenciam nesse trecho, com valor 1.

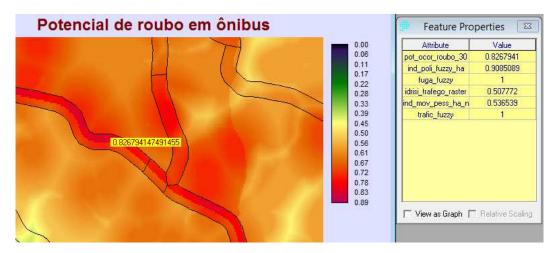


Figura 46: Destaque para um trecho da Avenida Vasco da Gama com potencial muito alto de roubo em ônibus. Fonte: O autor.

O terceiro fator mais importante nesta avenida está relacionado à ausência de policiamento, com 0.90. Os outros dois fatores (fluxo de ônibus e movimentação de pessoas) tiveram participações semelhantes, em torno de 0.50. A Figura 47 apresenta um destaque para a Avenida Tancredo Neves, que também apresentou um potencial muito alto de ocorrência do fenômeno (0.84).

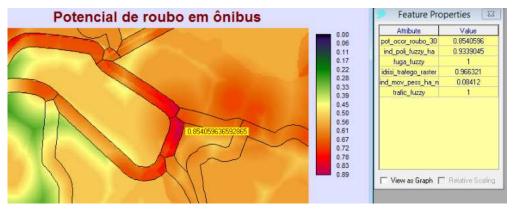


Figura 47: Destaque para um trecho da Avenida Tancredo Neves com potencial muito alto de roubo em ônibus. Fonte: O autor.

Nota-se que todos os fatores apresentaram valores acima de 0.93 na determinação do potencial desse trecho, com exceção apenas do fator sobre movimentação de pessoas, que obteve um valor de 0.08. As maiores contribuições foram dos fatores relacionados à proximidade a locais que facilitam a fuga e a pontos de tráfico de drogas (ambos com 1). Uma particularidade deste trecho é notada em relação ao fator associado ao fluxo de

ônibus, que apresentou um valor bastante alto (0.96), se diferenciando dos demais trechos analisados. Isso porque, esse trecho constitui um corredor com grande fluxo de ônibus (373 O/H), conforme Tabela 10, apresentada anteriormente.

Logo, a partir das análises dos principais trechos com potencial muito alto de ocorrência, é possível identificar que o F2 – proximidade a locais que facilitam a fuga e F5 – proximidade a pontos de tráfico de drogas são os fatores que mais contribuem na determinação dos trechos com potencial muito alto de ocorrência de roubo em ônibus em Salvador.

Quando se analisa as áreas que constituem a classe de potencial alto de ocorrência, verifica-se uma maior quantidade de trechos com essa característica distribuídos em diferentes regiões da cidade (Figura 48a).

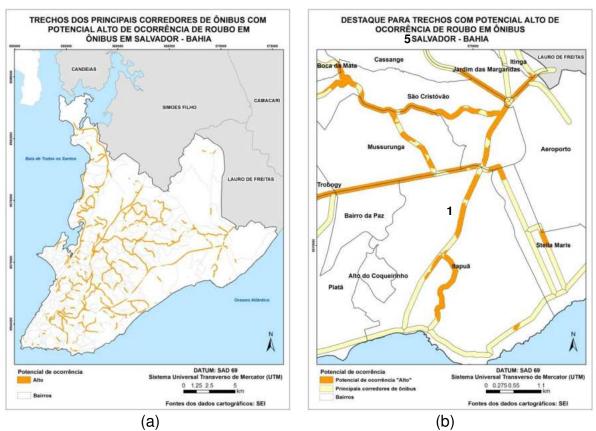


Figura 48: Distribuição espacial dos trechos com potencial alto de roubo em ônibus em Salvador-BA (a) e destaque para os trechos críticos da região de Itapuã (b). Fonte: O autor.

Na Figura 48b há um destaque para a região de Itapuã que compreende diversos trechos classificados com alto potencial de roubo em ônibus, incluindo

a Avenida Dorival Caymmi (1), que aparece como uma das áreas críticas nos resultados da análise *Kernel* (Capítulo 6). A criticidade em relação ao policiamento nesta área (0.96) e a proximidade a locais que facilitam a fuga, que obteve o valor máximo (1), são os fatores que mais influenciam na determinação do potencial de ocorrência. A participação de cada fator está detalhada na Figura 49.

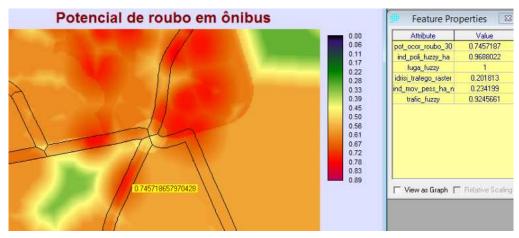


Figura 49: Destaque para um trecho da Avenida Dorival Caymmi com potencial alto de roubo em ônibus. Fonte: O autor.

A Avenida Luis Viana Filho (Paralela), que em sua maior parte possui potencial alto de ocorrência de roubo em ônibus (Figura 50), no trecho mais crítico (próximo ao Bairro da Paz), tem como fatores mais importantes na determinação do seu potencial a proximidade a pontos de tráfico de drogas (valor 1). Em segundo lugar aparece o fator relacionado à facilidade de fuga (0.97), e a menor influência é do fator associado à movimentação de pessoas (Figura 50).

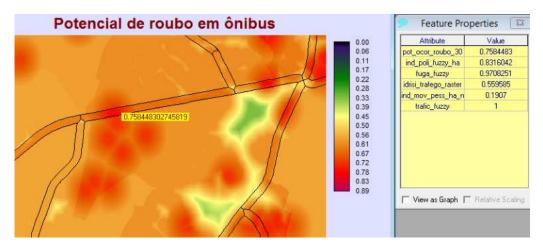


Figura 50: Destaque para um trecho da Avenida Luis Viana (Paralela) com potencial alto de roubo em ônibus. Fonte: O autor.

Os trechos que apresentam potencial médio de ocorrência estão distribuídos em todas as regiões da cidade (Figura 51a), assim como a classe anterior analisada.

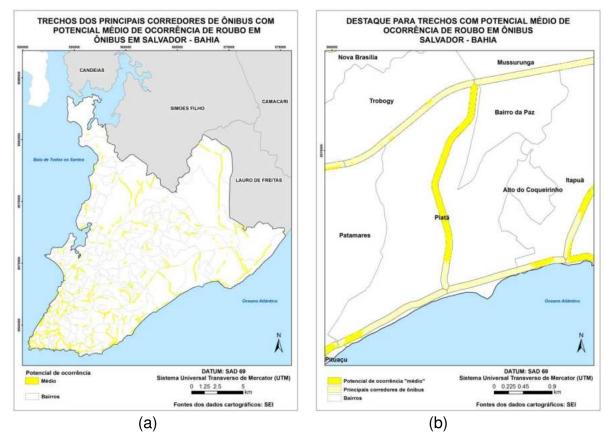


Figura 51: Distribuição espacial dos trechos com potencial médio de roubo em ônibus em Salvador-BA (a) e destaque para os trechos da região de piatã (b). Fonte: O autor.

Através da análise detalhada da Avenida Orlando Gomes (Figura 52), em Piatã, observa-se que há uma alta influência dos fatores F2 – proximidade a locais que facilitam a fuga, apresentando o maior valor (1), e F1 – ausência de policiamento (0.96).

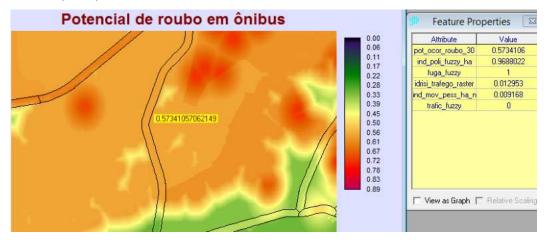


Figura 52: Destaque para um trecho da Avenida Orlando Gomes com potencial médio de roubo em ônibus. Fonte: O autor.

O potencial baixo de ocorrência de roubo em ônibus compreende principalmente trechos nas proximidades dos bairros Centro e Canela, além de alguns trechos na orla marítima da cidade (Figura 53a). Desta forma, é possível observar um padrão de distribuição espacial desses trechos relacionado à orla da cidade, tanto na baía de todos os santos, como na orla marítima.

A quantidade de trechos que constituem essa classe de potencial é significativamente menor que as duas classes analisadas anteriormente (potencial alto e médio), refletindo a criticidade desse problema na cidade.

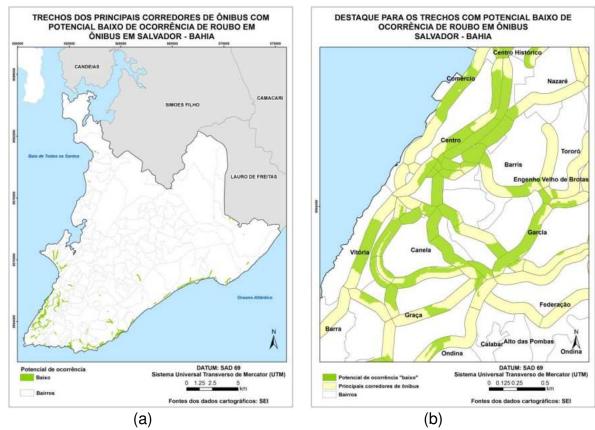


Figura 53: Distribuição espacial dos trechos com potencial baixo de roubo em ônibus em Salvador-BA (a) e destaque para os trechos da região de Canela (b). Fonte: O autor.

Ao analisar especificamente um trecho classificado com potencial baixo na região do Centro, correspondendo ao Largo do Campo Grande, observa-se que o trecho apresenta valores satisfatórios em relação aos fatores considerados, com o maior valor (0.48) referindo-se à contribuição do tema fluxo de ônibus na área. Nesse trecho não houve influência de pontos de tráfico de drogas (Figura 54).

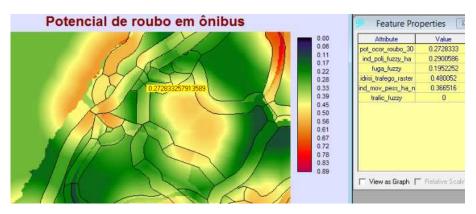


Figura 54: Destaque para um trecho no Largo do Campo Grande com potencial baixo de roubo em ônibus. Fonte: O autor.

Sobre a classe de potencial muito baixo de ocorrência, nota-se que poucos trechos na cidade possuem essa característica. Em virtude disso, utilizou-se uma escala diferente para elaboração do mapa, a fim de proporcionar a visualização dos trechos de interesse (Figura 55). Os trechos assim classificados estão localizados entre os bairros Barris e Garcia (1-Avenida Vale dos Barris e 2 – Avenida Centenário), e outros trechos são verificados em Amaralina. Nesse bairro, a concentração de trechos com potencial muito baixo de ocorrência de roubo em ônibus ocorre principalmente em virtude da situação favorável em relação aos fatores relacionados à frequência de ônibus e índice de policiamento nessa área.

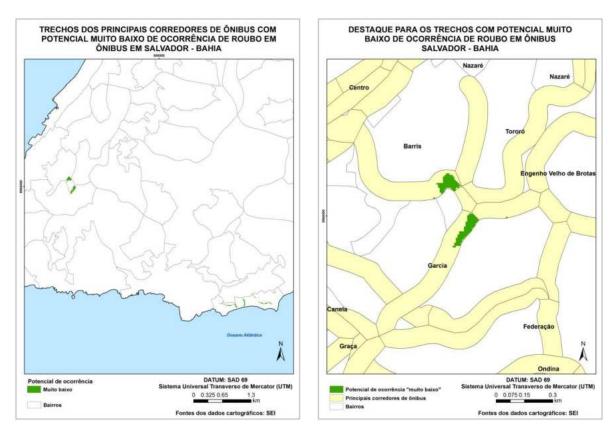


Figura 55: Distribuição espacial dos trechos com potencial muito baixo de roubo em ônibus em Salvador-BA (a) e destaque para os trechos da região de Garcia (b). Fonte: O autor.

Especificamente sobre o trecho que pertence ao bairro Barris - Avenida Vale dos Barris - apresentam valores positivos em relação aos fatores F2 – proximidade a locais que facilitam a fuga e F5 – proximidade a pontos de tráfico de drogas, ambos com valor 0 (Figura 56). O fator de maior influência (0.36) corresponde ao F4 – movimentação de pessoas.

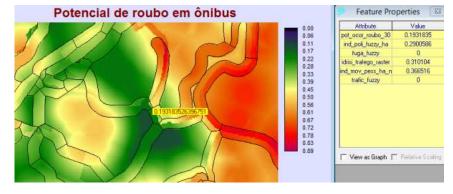


Figura 56: Destaque para um trecho da Avenida Vale dos Barris com potencial muito baixo de roubo em ônibus. Fonte: O autor.

7.4 Conclusões preliminares

Nesta etapa de análise verificou-se a complexidade do fenômeno estudado, o roubo em ônibus, o qual é influenciado por diversos fatores, incluindo os fatores com atributos espaciais. Desta forma, a AMC permitiu identificar e compreender a contribuição dos principais fatores associados ao roubo em ônibus, possibilitando um melhor planejamento das ações visando à redução desse delito, uma vez que passam a ser conhecidos os fatores mais críticos em cada trecho. Assim, o trabalho de combate ao roubo em ônibus pode ser otimizado e direcionado para o fator de maior participação.

A combinação dos fatores mais importantes associados às ocorrências de roubo em ônibus na AMC permitiu identificar que os fatores relacionados à proximidade a locais que facilitam a fuga (F1) e a pontos de tráfico de drogas (F5), bem como grande movimentação de pessoas (F4) são os que mais contribuem para a criticidade dos trechos com potencial muito alto e alto de ocorrência. Este último fator citado (F4 – grande movimentação de pessoas), o qual foi representado a partir do índice de viagens atraídas por hectare, corrobora com um dos resultados da pesquisa de MENDES (2008), que apresenta a alta demanda de passageiros com uma das características dos bairros com maior número de roubo.

Esses resultados evidenciam a complexidade desse delito, o qual é influenciado por diferentes tipos de fatores, que nem sempre são flexíveis ou fáceis de mudar a realidade como, por exemplo, a topografia da cidade, que contribui para o grande número de locais que facilitam a fuga dos atores desse tipo de crime.

Relacionado à classificação dos trechos nos principais corredores de ônibus em Salvador, identificou-se que a maior parte compreende as classes de potencial alto e médio de ocorrência, distribuídos em todas as regiões da cidade, menos no Centro, Nordeste de Amaralina e Pituba. A maior concentração de trechos com potencial muito alto de ocorrência localiza-se no eixo que liga as regiões de Bom Juá e Liberdade/Calçada, contemplando os corredores transversais: Rua Engenheiro Austricliano, Rua Augusto Brandão,

além do corredor principal que corresponde à Rodovia BR-324. Nesses trechos as maiores influências estão relacionadas aos fatores proximidade a locais que facilitam a fuga e pontos de tráfico de drogas (ambos com valor máximo 1). Justamente esses fatores foram os que não pontuaram nos trechos considerados com potencial de ocorrência muito baixo, localizados especificamente na Avenida Vale dos Barris. Esse resultado ressalta ainda mais a importância desses fatores, além do fator que foi considerado como mais importante pelos especialistas: o policiamento.

Foi possível observar também que os trechos considerados com potencial baixo de ocorrência de roubo em ônibus correspondem às rotas localizadas principalmente ao longo da orla de Salvador, tanto na orla marítima, bem como na baía de todos os santos.

8 ANÁLISE COMPARATIVA E DISCUSSÕES

Através da análise dos resultados alcançados a partir das técnicas mencionadas, buscou-se evidenciar as similaridades e diferenças observadas nos padrões espaciais identificados no estudo das ocorrências de roubos em ônibus coletivos em Salvador. Além disso, também foi possível destacar as vantagens e limitações de cada técnica na análise dos dados espacializados.

Especificamente sobre a análise espaço-temporal das ocorrências a partir dos mapas de densidade Kernel, os resultados possibilitaram uma visão preliminar do padrão de distribuição espacial das ocorrências, utilizando as coordenadas geográficas dos centróides dos logradouros onde houve registro de roubo em ônibus entre os anos de 2013 e 2014. No entanto, em virtude da característica do atributo espacial disponível própria georreferenciamento (coordenadas geográficas do centróide do logradouro onde aconteceu o fato), há uma limitação na análise, já que as coordenadas representam o padrão espacial das ocorrências o mais próximo possível da realidade. Essa limitação dos dados de roubo em ônibus é aceitável, pois geralmente o delito acontece enquanto o ônibus está em movimento, ou seja, trata-se de um fenômeno dinâmico.

Assim sendo, essa etapa exploratória, com base nos mapas *kernel*, possibilitou identificar as regiões da cidade de Salvador com maior frequência de densidade alta de ocorrência no período abordado (2013 e 2014), são elas: (i) região leste do bairro Brotas, próximo ao bairro de Itaigara, apresentando como corredor principal a Avenida Antônio Carlos Magalhães (Avenida ACM); (ii) região oeste de Brotas, nas proximidades dos bairros de Boa Vista de Brotas e Cosme de Farias, correspondendo ao corredor de ônibus Avenida Mário Leal Ferreira (Avenida Bonocô); (iii) entre os bairros Liberdade e Calçada, onde se encontram a Avenida Afrânio Peixoto (Avenida Suburbana) e Estrada da Liberdade; (iv) nas proximidades do bairro Bom Juá, onde está localizada a Rodovia BR-324; (v) entre os bairros de STIEP e Pernambués, correspondendo ao corredor de ônibus Avenida Luis Viana (Avenida Paralela); (vi) bairro de Itapuã, ao longo da Avenida Dorival Caymmi.

A modelagem geoestatística utilizando a Krigagem Indicativa (KI) possibilitou a determinação das regiões de maior probabilidade de ocorrências de roubo em ônibus do transporte coletivo em Salvador, no ano de 2013. A geoestatística apresenta a vantagem de estimar dados em pontos que não foram amostrados, a partir de uma superfície contínua de dados que apontam as áreas de maior probabilidade de ocorrência do fenômeno em análise, e amplia o poder preditivo através da relação espacial da variável analisada. Assim sendo, esses resultados podem subsidiar o planejamento de novas rotas de transporte, uma vez que a estimação considera toda a extensão territorial da área de estudo. Isso possibilita conhecer a probabilidade de ocorrência do fenômeno em toda a cidade.

A partir dos mapas gerados utilizando a Krigagem Indicativa (KI), verificou-se que houve semelhança com algumas das regiões que apresentaram alta densidade de ocorrências de roubo em ônibus através dos mapas de calor (*kernel*). Assim, foi possível constatar que a região entre os bairros de Liberdade e Calçada, se estendendo até o bairro de Bom Juá, apresentou alta probabilidade de ocorrência do fenômeno nos mapas elaborados a partir dos diferentes cortes (1º quartil, mediana e 2º quartil). Outra região crítica identificada corresponde ao bairro de Brotas, principalmente na parte leste (i) que apresenta alta probabilidade de ocorrência nos mapas do 1º e 3º quartis. A região de Itapuã (v) se destacou com alta probabilidade no mapa que corresponde ao corte do 3º quartil.

Enquanto isso, a avaliação multicritério (AMC) em ambiente SIG possibilitou identificar as regiões com maior potencial de ocorrência de roubo no Sistema de Transporte Coletivo por ônibus (STCO), assim como os fatores que contribuem para a criticidade deste processo, possibilitando revelar a relação de causalidade e, por conseguinte, um processo de aprendizagem. Os fatores relacionados à ocorrência de roubo em ônibus segundo os especialistas consultados foram: F1 - proximidade a locais que facilitam a fuga; F2 – ausência de policiamento; F3 – maior freqüência de ônibus; F4 - grande movimentação de pessoas; F5 – proximidade a pontos de tráfico de drogas.

Finalmente, os fatores que apresentaram maior contribuição nos trechos críticos foram: F1 e F5.

Através da análise do mapa com a classificação dos principais corredores de ônibus de Salvador segundo as classes de potencial de ocorrência de roubo em ônibus (muito alto, alto, médio, baixo, muito baixo), verificou-se que a maioria dos trechos revela um potencial alto e médio de ocorrência, e estão localizados em quase todas as regiões da cidade, com exceção do centro, Nordeste de Amaralina e Pituba. As áreas com potencial muito alto revelaram uma concentração de trechos nas proximidades do eixo Liberdade/Calçada e Bom Juá. Essa região também foi identificada com probabilidade muito alta e densidade alta de ocorrência de roubo em ônibus, considerando a análise dos mapas de *kernel* e krigagem indicativa, respectivamente.

Ao comparar os mapas resultantes de cada etapa de análise (Figura 57), podem ser observadas as semelhanças principalmente na concetração dos locais críticos, a partir de diferentes técnicas de análise espacial.

Observa-se, desta forma, que a região nas proximidades dos bairros de Bom Juá e São Caetano (1), configura um eixo com índices críticos no relativo a ocorrência espacial do delito em estudo, nos resultados das técnicas aplicadas. O bairro de Brotas e vizinhança (2) também se destacam, principalmente com alta densidade e potencial de ocorrência de roubo em ônibus. Com menor expressividade nas três técnicas, aparece a região de Itapuã (3), conforme pode ser observado no mapa (Figura 57).

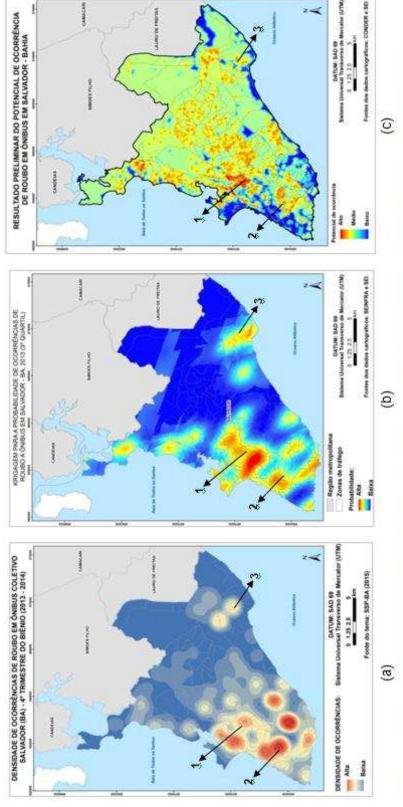


Figura 57: Mapas resultantes das análises por kernel (a), geoestatística (b) e avaliação multicritério (c). Fonte: O autor.

Outra forma de visualizar os resultados, fornecendo subsídios para a gestão, é a sobreposição do plano de informações vetoriais sobre a camada raster, conforme detalhe (Figura 58). Na figura, é possível observar os impactos na concentração espacial das ocorrências e o seu relacionamento com determinadas vias e bairros da cidade, favorecendo a intervenção em curto prazo. Nesta pequisa foi idetificado que, para o caso de Salvador, as vias mais críticas são: Avenida Nestor Duarte, Rua Mello Moraes Filho, Rua Augusto Brandão e Estrada de Campinas, no bairro de São Caetano; e Rodovia BR – 324, no bairro de Bom Juá, conforme pode ser observado na Figura 58. Vale ressaltar, a representação das ocorrências de roubo em ônibus nesses logradouros foi feita a partir do centróide do trecho do logradouro em que houve registro, logo, num mesmo local pode haver diversos pontos que não estão sendo discriminados no mapa.

Portanto, em função dos resultados alcançados através das técnicas de análise espacial aplicadas ao estudo dos roubos em ônibus em Salvador, podese embasar a elaboração de políticas públicas que visem proporcionar maior segurança no transporte público de Salvador, como produto de um processo de planejamento que aplique e/ou combine as técnicas de análise espacial propostas. Por conseguinte, a pesquisa revela que o fortalecimento da mobilidade sustentável na cidade, requer políticas direcionadas aos fatores críticos identificados e aos locais com maior potencial e/ou probabilidade de ocorrência de roubos em ônibus. Além disso, os resultados obtidos podem servir como suporte no processo de tomada de decisão relacionado ao planejamento de novas rotas para o transporte coletivo por ônibus, já que a estimação geoestatística e o mapeamento do potencial de ocorrência do roubo em ônibus consideram a totalidade da área de estudo, independente da existência de amostras futuras no local, no caso da análise geoestatística, assim como na avaliação multicritério. Em síntese, podemos combinar os resultados de técnicas indutivas e dedutivas de análise espacial.

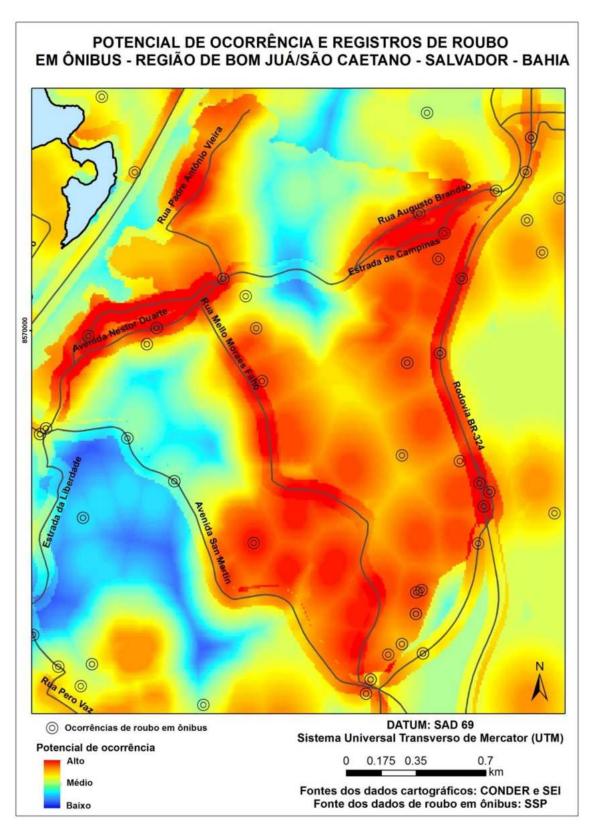


Figura 58: Distribuição espacial de potencial de ocorrência e registros de roubo em ônibus (2013 e 2014) na região de Bom Juá/São Caetano. Fonte: O autor.

9 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

As consequências do problema de insegurança no transporte público têm rebatimento direto na questão da mobilidade urbana, uma vez que, devido aos grandes números de roubos e outros delitos em ônibus coletivos, sempre que possível os cidadãos migram para o transporte privado, contribuindo para uma mobilidade cada vez menos sustentável e aumentando o número de veículos nas vias, o que produz saturação da rede, diminuindo a qualidade dos deslocamentos na cidade.

Outra questão importante relacionada ao roubo em ônibus diz respeito ao risco que as pessoas são submetidas durante os assaltos, os quais podem provocar traumas. Além disso, há o risco maior, que é a morte de algum cidadão, já que na maioria das vezes os assaltantes portam armas de fogo e armas brancas, a exemplo de facas. Atualmente, na cidade de Salvador, esse tema, do risco de morte durante os roubos em ônibus, tem sido motivo de paralisação dos rodoviários, em virtude do aumento desses casos. Vale destacar que o processo de licitação das linhas do Sistema de Transporte Coletivo por ônibus - STCO, que trata da futura rede integrada junto ao metrô, dispõe de altos investimentos públicos e privados, os quais estarão comprometidos se esse problema não for solucionado, pois implica até mesmo na redução da rentabilidade do sistema como um todo.

Compreender o delito de roubo em ônibus é um desafio muito complexo, pois este tema envolve diversos tipos de fatores, entre esses, os fatores com atributos espaciais, ou seja, fatores que possuem uma expressão territorial, os quais possuem um papel importante para a explicação desse fenômeno. Assim sendo, é importante o uso de diferentes abordagens na análise do objeto de estudo, incluindo a aplicação de técnicas espaciais, como as três utilizadas nessa pesquisa: *Kernel*, geoestatística e análise multicritério.

Visando contemplar o primeiro objetivo específico da pesquisa (*Caracterizar e compreender as ocorrências de roubo no transporte coletivo por ônibus em Salvador-BA*), a análise dos mapas de densidade de ocorrências *kernel* proporcionou conhecer a dinâmica espaço-temporal deste delito,

considerando os dados da Secretaria da Segurança Pública da Bahia (SSP-BA), entre os anos de 2013 e 2014. A partir dos mapas foram destacadas as áreas que apresentaram maior densidade de ocorrências no período: a) região leste do bairro Brotas, próximo ao bairro de Itaigara; b) região oeste de Brotas, nas proximidades dos bairros de Boa Vista de Brotas e Cosme de Farias, que estão localizados na área central da cidade; c) entre os bairros Liberdade e Calçada, onde estão a Avenida Afrânio Peixoto e Estrada da Liberdade da; d) no bairro de Bom Juá, ao longo da Rodovia BR-324; e) no bairro de Itapuã, onde se localiza a Avenida Dorival Caymmi; f) entre os bairros de STIEP e Pernambués. correspondendo ao trecho da Avenida Luis Viana. Metodologicamente, essa abordagem possibilitou uma maior compreensão da dinâmica espaço-temporal do objeto de estudo, que foi aprofundada nas etapas posteriores.

Buscando atender o segundo objetivo específico da pesquisa (*Identificar áreas de maior probabilidade de ocorrências de roubo em ônibus coletivos em Salvador-BA*), a modelagem geoestatística foi aplicada aos dados de roubo em ônibus e permitiu conhecer as probabilidades de ocorrência deste fenômeno em todo o território do município de Salvador, sendo possível a identificação das áreas com maior probabilidade de roubo. A técnica se mostrou eficaz para alcançar esse objetivo, e apresenta a vantagem de estimar dados em pontos não amostrados, podendo servir de base para o processo de tomada de decisão associado ao objeto de estudo.

Neste contexto, a krigagem indicativa foi a técnica escolhida para a estimação na etapa de modelagem geoestatística, uma vez que se optou pela transformação dos dados em variáveis binárias, utilizando como parâmetro de corte os valores dos quartis (1º quartil, mediana e 3º quartil). Essa transformação foi necessária em virtude das ocorrências de roubo em ônibus não serem apropriadas para aplicação de técnicas de geoestatísticas mais comuns, como a krigagem ordinária, por exemplo, pois os dados não apresentam continuidade espacial e possuem valores discrepantes e desvio padrão elevados.

A partir da análise dos mapas krigados, identificou-se as seguintes áreas com maior probabilidade de ocorrência do fenômeno: nas proximidades dos bairros de Liberdade e Calçada e região central da cidade, principalmente em torno do bairro de Brotas. Assim, foi possível constatar que houve semelhança com algumas áreas que apresentaram alta densidade de ocorrências de roubo em ônibus através dos mapas de calor (*kernel*), pois se encontram nessas regiões destacadas na krigagem (bairros de Liberdade e Calçada; Bom Juá; leste do bairro de Brotas; região de Itapuã, com menor expressividade).

Além de identificar as áreas que apresentam maior concentração de roubo em ônibus (mapas de *kernel*) e a probabilidade de ocorrência do fenômeno em toda a cidade, incluindo locais não amostrados (modelagem geoestatística), fez-se imprescindível a identificação e compreensão dos fatores espaciais relacionados ao roubo em ônibus em Salvador.

Portanto, contemplando o terceiro objetivo específico dessa pesquisa (Compreender os fatores relacionados aos roubos em ônibus coletivos em Salvador-BA, identificando os locais com maior potencial para a ocorrência deste delito), a avaliação multicritério (AMC) em ambiente SIG proporcionou a localização das áreas que possuem maior potencial de ocorrência de roubo em ônibus, considerando a identificação e análise dos fatores mais importantes relacionados a este delito, definidos com base na opinião de especialistas. A **AMC** complementa as análises abordadas nas etapas anteriores. proporcionando além da localização dos eventos, as relações de causa e efeito associadas aos fatores relacionados ao problema.

Para a definição dos fatores mais importantes, foram consultados especialistas da área de segurança pública e acadêmicos. Através da matriz de prioridade analisada por esses profissionais, foram identificados e hierarquizados os cinco principais fatores, são eles: F1 - proximidade a locais que facilitam a fuga; F2 – ausência de policiamento; F3 – maior freqüência de ônibus; F4 - grande movimentação de pessoas; F5 – proximidade a pontos de tráfico de drogas. Os fatores foram mapeados, ponderados e combinados mediante a AMC em ambiente SIG, para a produção do mapa de potencial de ocorrência de roubos. Posteriormente implementou-se um processo de

aprendizagem, fazendo uso da AMC em SIG, identificando-se os fatores que mais influenciaram nos trechos críticos dos principais corredores do STCO em Salvador.

A partir do mapa gerado, verificou-se que a maior parte dos principais corredores de ônibus de Salvador compreende as classes de potencial alto e médio de ocorrência, e estão localizados em quase toda a cidade, com exceção principalmente do Centro, Nordeste de Amaralina e Pituba. Isso se explica no fato de que essas regiões apresentaram um elevado policiamento. As regiões mais críticas, com potencial muito alto e alto de ocorrência, estão localizadas nas proximidades dos bairros de Bom Juá, Fazenda Grande do Retiro e São Caetano. Outra região da cidade que apresentou trechos com potencial muito alto de ocorrência corresponde ao leste do bairro Brotas e Engenho Velho de Brotas, na região central da cidade. Ambas as regiões foram identificadas com probabilidade muito alta e densidade alta de ocorrência de roubo em ônibus, considerando a análise dos mapas de krigagem indicativa e kernel, respectivamente. Os trechos com potencial baixo de ocorrência de roubo em ônibus estão distribuídos principalmente ao longo da orla de Salvador, contemplando tanto a baía de todos os santos como a orla leste da cidade. Desta forma, sugere-se para trabalhos futuros a inclusão das praias como características de locais que facilitam a fuga, uma vez que não foram citadas pelos especialistas consultados, por isso não contemplou o mapeamento desse atributo na avaliação multicritério.

Em relação às possibilidades para trabalhos futuros, sugere-se utilizar um banco de dados correspondendo a uma escala temporal maior, visando uma melhor compreensão da dinâmica espaço-temporal das ocorrências de roubo em ônibus, o que não foi possível realizar nesta pesquisa devido à indisponibilidade de dados georreferenciados, pois a Secretaria da Segurança Pública da Bahia (SSP-BA) implementou a metodologia de georreferenciamento apenas a partir de 2012. No entanto, considera-se que essa análise poderá ser replicada em trabalhos futuros considerando um período de cinco anos de registros de roubo em ônibus, já que o georreferenciamento dos cadastros de ocorrências continua sendo realizado

pela SSP-BA. Outra sugestão é utilizar os registros de ocorrências contabilizados pelas empresas de ônibus, que geralmente diferem dos dados oficiais da Secretaria da Segurança Pública, principalmente em virtude dos critérios adotados para contabilização das ocorrências ou até mesmo subnotificação das ocorrências. Sugere-se, também, avaliar a elaboração de critérios para definição de raio de influência para estudo de densidade de ocorrência por mapas *kernel*, ao se trabalhar com um fenômeno dinâmico, como o roubo em ônibus.

Portanto, os resultados dessa pesquisa podem servir de suporte para a tomada de decisão em relação ao planejamento de rotas e novos serviços de transporte coletivo por ônibus, pois possibilitou o conhecimento do padrão de distribuição espacial das ocorrências de roubo em ônibus na cidade, bem como a localização das áreas de maior probabilidade e/ou potencial de ocorrência desse fenômeno. Assim, tendo conhecimento desses resultados, a partir do estudo detalhado de cada trecho, as políticas públicas e das empresas que visem a redução da violência no interior sistema de transporte coletivo por ônibus poderão ser melhor direcionadas, otimizando o trabalho e ações nessa área. Além disso, a proposta metodológica dessa pesquisa pode servir de referência para analisar outros tipos de delitos, a partir de um banco de dados atualizado e organizado.

Desta forma, o estudo da distribuição espacial das ocorrências de roubo em ônibus, e compreensão dos fatores espaciais relacionados a esse delito, possui uma importância significativa na análise da dinâmica do fenômeno, visando subsidiar ações mais eficazes para reduzir a violência no sistema de transporte por ônibus. Com isso, é possível aumentar a qualidade do serviço que, somado a outros fatores importantes, torna o transporte coletivo por ônibus mais atrativo, diminuindo, assim, a migração para modos de transporte privados, o que fortalece a mobilidade sustentável.

REFERÊNCIAS

ANDRIOTTI, J. L. S. *Fundamentos de Estatística e Geoestatística*. São Leopoldo: Unisinos, 2003. 165p.

BAHIA, Secretaria de Infraestrutura do Estado da Bahia (2012). *Pesquisa de Mobilidade – Região Metropolitana de Salvador. Salvador, 2012*. Disponível em: http://www.seinfra.ba.gov.br/mobilidade2012/mobilidade.html. Acesso em: 20 de jan. 2015.

BANISTER, D. (2008) The sustainable mobility paradigm. *Transport Policy*, 15 (2) (2008), pp. 73–80.

BARBETTA, P. A. (2014) *Estatística aplicada às Ciências Soc*iais. 9ª ed. rev. Editora da UFSC, Florianópolis.

BAROUCH, E., KAUFMAN, G.M. (1978) The interface between geostatistical modeling of oil and gas discovery and economics. *Mathematical Geology* 10, 5.

BEATO, C. (org.), *Compreendendo e avaliando: projetos de segurança pública*. Belo Horizonte: Editora UFMG, 2008, 219 p.

BERTOZZI, P. P. & LIMA JR., O. F. (1998) A qualidade no serviço de transporte público sob as óticas do usuário, do operador e do órgão gestor. *Revista dos Transportes Públicos* - ANTP, São Paulo, ano 21, p. 53-61, 4º tri.

BRASIL. Leis, decretos, etc. Código Penal. São Paulo: *Revista dos Tribunais*, 6a ed., 2001.

______, IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. (2010). *CENSO 2010: Aglomerados subnormais: primeiros resultados*. Disponível em < http://www.ibge.gov.br/home/presidencia/noticias/imprensa/ppts/000000151648 11202013480105748802.pdf> Acesso em: 15 Jan. 2016.

CÂMARA, G.; CARVALHO, M. S.; FUCKS, S.; MONTEIRO, A. M. (2004) Análise Espacial e Geoprocessamento. In: DRUCK, S.; CARVALHO, M.S.; CÂMARA, G MONTEIRO, A. M. V. (Org.). *Análise Espacial de Dados Geográficos*. Brasília: Emprapa, 2004, p. 21-52.

CÂMARA, G., CARVALHO, M. S. (2004) Análise Espacial de Evento. In: DRUCK, S. CARVALHO, M.S. CÂMARA, G. MONTEIRO, A.M.V., Eds. *Análise Espacial de Dados Geográficos*. Brasília: Emprapa, 2004, p. 21-52.

CAMARGO, E. C. G.; FUCKS, S. D.; CÂMARA, G. (2004) Análise Espacial de Superfícies In: In: DRUCK, S. CARVALHO, M.S. CÂMARA, G. MONTEIRO, A.M.V., Eds. *Análise Espacial de Dados Geográficos*. Brasília: Emprapa, 2004, p. 21-52.

CARNEIRO, E. O; SANTOS, R. L. Análise espacial aplicada na determinação de áreas de risco para algumas doenças endêmicas (Calazar, Dengue, Diarréia, DST e Tuberculose) no bairro Campo Limpo, Feira de Santana, Bahia. *Revista Sitientibus*, n. 28, jan/jun 2003. p 51-75.

CARVALHO, A. de. O geoprocessamento como recurso para análise das ocorrências em linhas de ônibus urbanos em Belo Horizonte – um estudo de caso. Monografia (Especialização). Universidade Federal de Minas Gerais. Departamento de Cartografia. Belo Horizonte, 2002. 55p.

CASTRO, L. M. de.; BAPTISTA, M. B. e CORDEIRO NETTO, O. de M. (2004). "Análise Multicritério para a Avaliação de Sistemas de Drenagem Urbana: Proposição de Indicadores e de Sistemática de Estudo." *Revista Brasileira de Recursos Hídricos-RBRH.* 9(4). 05-19. Porto Alegre, RS.

CHI, G.; ZHENG, Y. (2013) Estimating Transport Footprint along Highways at Local Levels: A Combination of Network Analysis and Kriging Methods. *International Journal of Sustainable Transportation*, (3), 261-273.

CORSEUIL, C. W. *Técnicas de geoprocessamento e de análise de multicritérios na adequação de uso das terras*. Tese de Doutorado. Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho", Botucatu, 2006.

COSSENZA, O. N.; SOUZA, C. G. *Manual de técnicas de conclaves*. Rio de Janeiro, DNER, 1996.

COUTO, M. T.; TILLGREN, P.; SÖDERBÄCK, M. (2011) Drivers' and conductors' views on the causes and ways of preventing workplace violence in

the road passenger transport sector in Maputo City, Mozambique, *BMC Public Health*. 11, 800.

DE GEOFFROY, J.; WIGNALL, T. K. (1972) A Statistical Study of Geological Characteristics of Porphyry-Copper-Molybdenum Deposits in the Cordilleran Belt-Application to the Rating of Porphyry Prospects. *Economic Geology*, v. 67, n. 5, p. 656-668.

DELGADO, J. P. M. Gestão das relações entre transporte e uso do Solo Urbanos: construção de cenários de planejamento por Geoprocessamento para a Cidade de Salvador – GEOTUS: relatório final. Salvador: [s. n.], 2006

_____. Padrões de Mobilidade e Forma Urbana – argumentos a favor da descentralização de atividades na cidade de Salvador In: *Panoramas Urbanos:* usar, viver e construir Salvador. Ed.Salvador : EDUFBA, 2014, p. 131-156.

DELMELLE, E. M.; LI, S.; MURRAY, A.T. (2012) Identifying bus stop redundancy: A gis-based spatial optimization approach. Computers, *Environment and Urban Systems*, (5), 445-455.

DREW, M. W. (1977) US uranium deposits: A geostatistical model. *Resources Policy*, v. 3, n. 1, p. 60-70.

EASTMAN, J. R. (1998) *IDRISI for Windows*: Introdução e exercícios tutoriais. Porto Alegre, UFRGS Centro de Recursos IDRISI. 240 p.

FYHRI, A., AND BACKER-GRONDAHL, A. (2012) *Personality and risk perception in transport. Accid. Anal. Prev.* 49, 470–475. doi: 10.1016/j.aap.2012.03.017.

FERRAZ, A. C. P.; TORRES, I. G.E. (2004) *Transporte público urbano. S*ão Paulo, Rima Editora, 428 p.

FRANCISCO FILHO, L. L. *Distribuição espacial da violência em Campinas:* uma análise por geoprocessamento. 2004. 170 fl. Tese (Doutorado em Geografia) – Instituto de Geociências – Departamento de Geografia, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2004.

GOMES, C A. C. Espaço urbano e criminalidade: uma breve visão do problema. RDE *Revista de Desenvolvimento Econômico*, Salvador, a. VII, n. 11, p. 57-68, jan. 2005.

GOOVAERTS, P. (2008) Kriging and semivariogram deconvolution in the presence of irregular geographical units. *Mathematical Geosciences*, v. 40, n. 1, p. 101-128.

HAMED, M.; EFFAT, W. (2006) A GIS-based approach for the screening assessment of noise and vibration impacts from transit projects. *Journal of Environmental Management*, 84 (3), pp. 305-313. doi: 10.1016/j.jenvman. 2006.06.010.

HART, T. C.; MIETHE, T. D. (2014) Street robbery and public bus stops: A case study of activity nodes and situational risk. *Security Journal*, (2), 180-193.

IBGE. Estimativa de população 2015. Rio deJaneiro, 2015. Disponível em: http://www.ibge.gov.br/home/estatistica/populacao/estimativa2015/estimativa_tcu.shtm. Acesso em: nov. 2015.

ISAAKS, E. H. & SRIVASTAVA R. M. (1988) Spatial Continuity Measures for Probabilistic and Deterministic Geostatistics. *Mathematical Geology*, Vol. 20, No. 4.

JANNUZZI, P. M.; MIRANDA, W. L.; e SILVA, D. S. G. *Análise multicritério e tomada de decisão em políticas públicas*: aspectos metodológicos, aplicativo operacional e aplicações. Revista Informática Pública, ano 11, págs. 69 – 87, 2009.

Disponível em

<www.ip.pbh.gov.br/ANO11_N1_PDF/analise_multicriterio_e_tomada_de_decisao_em_Politicas_Publicas.pdf>. Acesso em: Junho de 2015.

JIN, K. E.; MAN, S. P.; TAE-YOUNG, H.; LETA, F. H. (2006) Improving the Prediction of Annual Average Daily Traffic for Nonfreeway Facilities by Applying a Spatial Statistical Method. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, No. 1968, Transportation Research Board of the National Academies, Washington, D.C., pp. 20–29.

KLINGE U. (1971) On the possibilities for application of geostatistics in the evaluation of deposits, especially of uranium ores, (Die Geostatistik und ihre Anwendungsmoeglichkeiten fuer die Lagerstaettenbewertung, insbesondere bei Uranerzen). 24 (5), pp. 220-226.

LEÃO, G. S. A. (2009). *Probabilidade de ocorrências de roubo em coletivo urbanos no município de Belém*. Monografia (Especialização em Segurança Pública e Gestão da Informação), Programa de Pós-Graduação Lato Sensu em Segurança Pública e Gestão da Informação, UFPA, Belém - Pará, Brasil.

LUCAMBIO, F. *Estimador kernel da função de densidade*. 2008. Disponível em: < http://people.ufpr.br/~lucambio/CE210/destimator.pdf>. Acessado em: Jan, 2016.

MARRO, A. A., SOUZA, A. M. C., CAVALCANTE, E. R. S., BEZERRA, G. S., NUNES, R. O. *Lógica Fuzzy*: conceitos e aplicações. Universidade Federal do Rio Grande do Norte (UFRN) Natal – RN – Brasil, 2010.

MATHERON G. (1963) Principles of geostatistics. *Economic Geology*. 58: 1246–1266.

MEDEIROS, F. W. (2009) Assaltos no transporte coletivo urbano de Fortaleza. Curso de Especialização em Gestão de Transportes Urbanos da Universidade Federal do Ceará. Fortaleza, 2009. 56 p.

MENDES, E. de O. (2008). *Violência urbana*: Análise dos roubos a ônibus no SIT - 2005 e 2006 Uberlândia-MG. Instituto de Geografia da Universidade Federal de Uberlândia. Minas Gerais, 2008. 69 p.

MIURA, H. (2010) A study of travel time prediction using universal kriging. *Top*, v. 18, n. 1, p. 257-270.

NASCIMENTO, V. M. L. C. et al. SIG na Avaliação de Áreas Para Ocupação Urbana de João Pessoa, PB. Ambiente Construído, v. 9, n.1, p. 107-123, 2009

OLIVEIRA, T. C. de. Segurança no SIT de Uberlândia: análise dos roubos a ônibus (2005). Monografia (Especialização) Instituto de Geografia da Universidade Federal de Uberlândia. Uberlândia 2005. 92 p.

PAES-MACHADO, E. & LEVENSTEIN, C. (2002) Assaltantes a bordo: violência, insegurança e saúde no trabalho em transporte coletivo de Salvador, Bahia, Brasil. *Cadernos de Saúde Pública*, 18(5), 1215-1227.

PARASURAMAN, A.; ZEITHAML, V. A.; BERRY, L. L. (1985). A conceptual model of service quality and its implications for future research. *Journal of marketing*, 41-49 p.

PEARLSTEIN, A., & WACHS, M. (1982) Crime in public transit systems: an environmental design perspective. *Transportation*, *11*(3), 277–297.

PEREIRA, G. C.; CARVALHO, S. S. de. (2008) Mapeamento e classificação dos vazios urbanos de Salvador, Bahia. In: X Coloquio Internacional de Geocrítica, Anais... Barcelona, 2008.

PITOMBO, C.; SOUSA, A. J.; BIRKIN; M. (2010) Comparing different spatial data analysis to forecast trip generation. *12th WCTR*, July 11-15,Lisbon, Portugal.

ROCHA, P. S. Avaliação multicritério de alternativas de integração para melhoria da eficiência do sistema de trens de subúrbio da cidade do Salvador. Dissertação (mestrado) – Universidade Federal da Bahia. Escola Politécnica, 2011. 174 p.

ROCHA, S. S. Análise de geração de viagens urbanas por transporte coletivo através de técnicas de geoestatística. Dissertação (mestrado) – Universidade Federal da Bahia. Escola Politécnica, Salvador, 2014.

SANTOS, C. E. dos; BIONDI, J. C. Utilização de elipsoide de anisotropia variográfica como indicador cinemático em maciços rochosos fragmentados por falhas: o exemplo do depósito de asbestos crisotila cana brava (Minaçu, GO). *Geologia USP*. Série Científica, v. 11, n. 3, p. 65-77, 2011.

SILVA, A. L. B. da. Análise multicritério para avaliação de rotas cicláveis integradas ao transporte público. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal da Bahia. Escola Politécnica, 2014. 206 p.

SINCLAIR, A. J.; WERNER, L. J. (1978) Geostatistical investigation of the Kutcho Creek chrysotile deposit, northern British Columbia. *Journal of the International Association for Mathematical Geology*, v. 10, n. 3, p. 273-288.

SOUSA, A. J.; MUGE, F. (1990) *Elementos de geoestatística.* Lisboa: Laboratório de Mineralogia e Planejamento Mineiro. IST, 63 p.

TOBLER, W.R. (1970) A computer movie simulating urban growth in the Detroit region, *Economic Geography*, 46, 234-240.

TORELLI, L., TOMASI, P. (1977) Interpolation and trend analysis: Two geohydrological applications. *Mathematical Geology*. 9 (5), pp. 529-542.

WATSON, G.S. (1971) Trend-surface analysis. *Journal of the International Association for Mathematical Geology*. 3 (3), pp. 215-226.

YAMAMOTO, J. K; LANDIM, P. M. B. *Geoestatística*: Conceitos e aplicações. São Paulo: Oficina de textos, 2013. 215 p.

ZAMBON, K.L.; CARNEIRO, A.A. de F.M.; SILVA, A.N.R. da & NEGRI, J.C. (2005). *Análise de decisão multicritério na localização de usinas termoelétricas utilizando SIG*. Pesquisa Operacional, 25, 183-199.

ZHAO, F.; & CHUNG. S. (2001) Contributing Factors of Annual Average Daily Traffic in a Florida County: Exploration with Geographic Information System and Regression Models. In *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, No. 1769, TRB, National Research Council, Washington, D.C. pp. 113–122.

ZOU, H., YUE, Y., LI, Q., ; YEH, A. G. (2012). An improved distance metric for the interpolation of link-based traffic data using kriging: a case study of a large-scale urban road network. *International Journal of Geographical Information Science*, *26*(4), 667-689.

APÊNDICE A

ROTEIRO DO QUESTIONÁRIO

Projeto de Pesquisa: AVALIAÇÃO ESPACIAL DE OCORRÊNCIAS DE ROUBO NO TRANSPORTE COLETIVO URBANO POR ÔNIBUS EM SALVADOR – BA.

Discente: Daiane Castro Bittencourt de Sousa

Professor Orientador: Prof. Dr. Juan Pedro Moreno Delgado

Esta pesquisa de campo/entrevista visa identificar e analisar os fatores ou circunstâncias que influenciam ou facilitam a ocorrência de roubo em ônibus no transporte público de Salvador-BA. Consideramos este um tema de grande importância, pois compromete o direito de mobilidade e bem-estar dos cidadãos, gerando insegurança na população e impactando no Sistema de Transporte Público Urbano. A complexidade deste fenômeno pode ser analisada a partir de diversos fatores com atributos espaciais, uma vez que o ambiente urbano pode favorecer a ocorrência do crime. A presente entrevista faz parte da fase qualitativa da pesquisa.

QUESTIONÁRIO

1. A partir de pesquisa junto a diversos autores, elencamos abaixo alguns fatores com atributos espaciais que influenciam/facilitam a ocorrência de roubo em ônibus no transporte coletivo. Além desses, o senhor pode citar outros fatores?

a. Horários de maior arrecadação (Associado ao volume de dinheiro	
transportado)	l
b. Locais que facilitam a fuga (rotas de fuga)	
c. Proximidade à pontos de tráfico de drogas	
d. Proximidade aos finais de linha (trechos em que os veículos estão	
vazios)	
e. Ausência de policiamento.	
f. Ruas desertas ou com pouca movimentação de pessoas e veículos	
g. Ruas mal iluminadas	
h. Maior tráfego de ônibus	

i. Presença de busdoor	
j. Grande moviemntação de pessoas	

Neste quadro de	fatores,	0	senhor	observa	relação	ou	sobreposição
entre "b" e "c"?							
Sim				Não			

Todos os fatores são importantes. Favor, ordene cada fator na segunda coluna do quadro da questão 1, de acordo com o grau de importância/influência para o fenômeno em discussão. Desde o 1ª (fator mais importante e que mais influencia a ocorrência) até o último (que seria o menos importante).

2. Segundo a sua opinião, quais características que o ambiente urbano ou um local determinado deve possuir para ser considerado como uma rota de fuga de roubo a ônibus em Salvador? Enumere no quadro abaixo.

Características das rotas de fuga	Ordem de importância		
ouruoteristious dus rotus de raga			

Na segunda coluna da tabela acima, ordene as características pelo senhor mencionadas de acordo com o grau de importância/influência para que um local seja considerado como rota de fuga de assaltantes de ônibus em coletivo em Salvador. Desde o 1ª (característica mais importante para um local ser considerado rota de fuga) até o último (que seria o menos importante).

Pode indicar um colega para responder esse questionário?			
Nome:	Tel:		
Agradecemos a sua colaboração.			

APÊNDICE B

PESQUISA QUALITATIVA JUNTO AOS ESPECIALISTAS 2ª ETAPA

Projeto de Pesquisa: AVALIAÇÃO ESPACIAL DE OCORRÊNCIAS DE ROUBO NO TRANSPORTE COLETIVO URBANO POR ÔNIBUS EM SALVADOR – BA.

Discente: Daiane Castro Bittencourt de Sousa

Professor Orientador: Prof. Dr. Juan Pedro Moreno Delgado

Síntese do trabalho

Esta pesquisa visa analisar o crime de roubo a ônibus no transporte público de Salvador-BA, considerado um tema bastante complexo e importante, pois compromete o direito de mobilidade e bem-estar dos cidadãos, gerando insegurança na população. Outros tipos de danos causados pelo roubo em transporte coletivo estão relacionados com as perdas materiais, e até mesmo o risco de morte que ficam submetidos aqueles que se encontram no interior ou próximo aos ônibus, no momento do roubo. Assim, a violência constrange a população e impede direitos fundamentais, como o direito de ir e vir. A presente entrevista faz parte da fase qualitativa da pesquisa que visa obter um quadro de conhecimento descritivo das principais variáveis associadas ao problema.

Atenciosamente,
Daiane Castro Bittencourt de Sousa
Mestranda em Engenharia Ambiental Urbana

Senhor(a) Especialista,

Solicitamos favor ponderar / priorizar os seguintes 5 fatores associados ao roubo em ônibus, fazendo uso da matriz de comparação par a par. O especialista deverá priorizar os fatores selecionados, estabelecendo entre eles relações de importância segundo a sua percepção, visando atender a seguinte pergunta: Qual é, em sua opinião, o grau de influência (impacto) que os fatores tem para a ocorrência de roubo em ônibus em Salvador?

As relações entre os fatores serão:

Intensidade da	Definição		
importância			
10	Muito mais importante		
5	Mais importante		
1	Igualmente importante		
1/5	Menos importante		
1/10	Muito menos		
	importante		

Qual é, em sua opinião, o grau de influência (impacto) que os fatores têm para a ocorrência de roubo em ônibus em Salvador?

MATRIZ DE PRIORIDADE

	F1 – Proximidade	F2 - Ausência de	F3 - Maior	F4 – Locais com	F5 - Proximidade a
	a locais que	policiamento	frequência de	grande	pontos de tráfico
	facilitam a fuga		ônibus	movimentação de	de drogas
				pessoas	
F1 – Proximidade a locais que facilitam a fuga	1				
F2 - Ausência de policiamento		1			
F3 - Maior frequência de ônibus			1		
F4 - Locais com grande movimentação de pessoas				1	
F5 - Proximidade a pontos de tráfico de drogas					1