CONSTRUÇÃO DE UM MODELO MULTICRITÉRIO PARA APOIO A TOMADA DE DECISÃO EM SEGURANÇA PÚBLICA

Amanda Gadelha Ferreira Rosa
Universidade Federal de Pernambuco
amandagadelharosa@hotmail.com

Arthur Pimentel Gomes de Souza
Universidade Federal de Pernambuco
arthurpgdesouza@hotmail.com

Caroline Maria de Miranda Mota
Universidade Federal de Pernambuco
carol3m@gmail.com

Ciro José Jardim Figueiredo
Universidade Federal de Pernambuco
figueiredocj@yahoo.com.br

RESUMO

A ação dos roubos em vias públicas tem se mostrado um fator preocupante, tendo em vista que pode ser usado como um indicativo de aumento da violência que, além de limitar as atividades diárias dos cidadãos, acarreta em impactos econômicos e sociais para a população que vive e/ou mora em áreas de vulnerabilidade. Nesse sentido, esse estudo propõe a construção de um modelo multicritério fundamentado no uso do DRSA (*Dominance-based Rough Set Approach*). Por meio da modelagem, objetiva-se identificar os critérios de avaliação e como eles influenciam na análise da alocação de recursos. O estudo contou com o apoio de um sistema de informação geográfica.

PALAVRAS CHAVE. Modelo multicritério, Vulnerabilidade, Análise espacial.

Tópicos (PO em Defesa e Segurança Pública, Apoio a Decisão Multicritério)

ABSTRACT

Robberies in public environment has been a cause for concern because of their association with the increasing of violence. In this sense, we can relate that fear of crimes limit people daily activities and cause social and economic impacts for the population which lives and/or work in a susceptible region. In this regard, this study proposes the construction of a multicriteria model based on the use of DRSA (Dominance-based Rough Set Approach). Through the modeling, we seek to identify the evaluation criteria and how they influence the analysis for the allocation of resources. The study was supported by a geographic information system.

KEYWORDS. Multicriteria model. Vulnerability. Spatial analysis.

Paper topics (OR in defense and public security; Multicriteria Decision Aid)

1. Introdução

Responsável por medidas de proteção ao indivíduo e prevenção ao crime, o setor público lida com a alocação de recursos escassos para, entre outras coisas, garantir pessoal, material e equipamentos necessários ao bem estar social. Dessa forma, ao se avaliar a área da segurança pública, busca-se, além da análise de dados, um levantamento detalhado do ambiente físico pois este facilita a visualização espacial do impacto das operações policiais [Gurgel e Mota 2013].

Desta forma, o presente artigo busca realizar uma análise da vulnerabilidade de uma determinada região do estado de Pernambuco, visando o apoio na alocação dos recursos para o combate/mitigação das ocorrências de roubo em vias públicas, consideradas um indicador de violência.

A compreensão dos fatores que influenciam a intensidade, a estrutura e a dinâmica dos crimes propicia a elaboração de esforços preventivos apropriados. Todavia, a complexidade dos eventos criminais requer a integração de diferentes fontes de dados que são difíceis de converter para uma mesma escala [Ivan et al. 2016]. Uma alternativa para lidar com estes fatores aliados à estrutura de preferências de quem decidirá pela priorização de ações reside na metodologia multicritério.

Logo, busca-se realizar a construção de um modelo multicritério fundamentado em regras de decisão por se entender que a abordagem escolhida, DRSA (*Dominance-based Rough Set Approach*), consiste em uma metodologia de aprendizado, fornecendo não apenas um conjunto de solução, mas também o entendimento acerca do problema. Ou seja, ao expressar suas preferências sobre um conjunto de alternativas, o decisor obtém a qualidade da sua avaliação como um dos resultados, levando-o à reflexão do porquê se obter um dado conjunto de regras que serão aplicadas à toda amostra [Blaszczynski et al. 2007].

O trabalho se divide em 5 seções. A segunda seção conduz o leitor por um breve referencial teórico junto a uma revisão de literatura, a terceira apresenta as etapas metodológicas do estudo; enquanto a quarta etapa trata da aplicação e a quinta de algumas discussões.

2. Referencial Teórico e Revisão de Literatura

A criminalidade, resultante da desordem social, decorre dos agentes espaciais e demográficos relacionados às características do meio, ao fluxo de pessoas e mercadorias e à distribuição espacial de lojas de serviços, que contribuem para a circulação de moeda e tornam certos locais mais suscetíveis a atos violentos [Brantingham e Brantingham 1993; Newton 2008; Yu e Maxfield 2013].

Sob essa visão, alguns autores buscam explorar estatisticamente essa questão sob o contexto brasileiro por meio de elementos ligados aos índices de riqueza; heterogeneidade étnica; renda familiar; gasto público com segurança; taxa de urbanização; índice Gini; taxa de desemprego; quantidade de agências bancárias; densidade populacional; efetivo policial para cada 100 mil habitantes; número de médicos para cada 100 mil pessoas; indicadores de pobreza; implicação temporal sobre as ocorrências do tipo homicídio, estupro, arrombamento, roubos e furtos; indicadores de oportunidade de emprego; e indicadores de educação [De Melo et al. 2018; Gaulez e Maciel 2016; Montes e Lins 2018; Steeves et al. 2015].

Assim, dado o emprego das variáveis supracitadas, alguns autores [Figueiredo et al. 2016, 2017] [Pereira et al. 2017] [Pereira et al. 2018] [Rosa et al. 2018] exploram alguns desses fatores como critérios nos modelos de decisão para agregação de preferências. E, embora tenham seu uso para o entendimento do problema, os modelos estatísticos são dissociados da modelagem multicritério, pois não condicionam a aplicação multicritério no sentido de que significância estatística não implica em significância em preferência, uma vez que elementos estatisticamente redundantes podem possuir uma avaliação distinta pelo tomador de decisão.

Desta forma, se busca por meio da análise estatística entender os fatores que influenciam os crimes de roubos, para posteriormente construir o modelo multicritério que consiste na

avaliação dos critérios que expressam valor em preferência para o problema de roubos em vias públicas.

Sob a perspectiva multicritério, tem-se o DRSA que se apresenta como uma abordagem de aprendizado por meio da racionalidade a *posteriori*, resultante da interpretação crítica do problema, consistindo, portanto, em uma abordagem de avaliação de elicitação parcial capaz de expressar a relação de dominância entre as alternativas, possibilitando a ordenação e a classificação das mesmas [Blaszcziynski et al. 2007; Grego et al. 2010; Szelag et al. 2014; Barbati et al. 2017]. O DRSA será apresentado no tópico seguinte segundo [Chakar e Saad 2012] [Greco et al. 2002]

2.1 DRSA - *Dominance-based Rough Set Approach*

Dado um conjunto de duas ou mais alternativas avaliadas em um conjunto finito e não vazio de alternativas, o principal objetivo do MCDA (*Multicriteria Decision Aiding)* é suportar o decisor em pelo menos uma das possíveis ações no processo decisório: escolha, ordenação e classificação. Isto posto, o decisor pode obter uma recomendação do tipo (i) escolha da melhor alternativa, (ii) definição de alternativas em diferentes classes ordenadas, e (iii) *ranking* das alternativas da melhor para a pior ou vice-versa.

Embora a literatura de MCDA apresente alguns métodos para a avaliação de alternativas, o presente trabalho se baseia no uso do DRSA (*Dominance-based Rough Set Approach*). Essa metodologia é inspirada na abordagem do RST (*Rough Set Theory*), contudo diferindo em relação a ele ao propor o uso do conceito de dominância entre as alternativas, o que contribui na análise das preferências por meio da regra de decisão "se..., então...". Como resultado, torna-se possível, no presente estudo, a classificação dos locais estudados em grupos de vulnerabilidade.

O DRSA é um método baseado numa tabela de dados formalmente representada por uma 4-tupla $S=\{A,Q,V,f\}$, onde A é o conjunto finito de objetos, Q é o conjunto finito de critérios, que pode ser dividido nos subconjuntos C (critérios condicionais) e D (atributos de decisão), V_q é o domínio do critério q, $V = \bigcup_{q\in Q} V_q$, e $f{:}A\times Q\rightarrow V$ é a função total de forma que $f(a,q) \in V_q$ para cada $q\in Q$ e $a\in A$.

A título de simplificação, o presente estudo considera o caso de um atributo de decisão, ou seja, $D=\{d\}$. Dessa forma, dado um conjunto de classes $Cl = \{Cl_t, t \in \{1,\dots,n\}$, onde $a^* \in A$ pertence somente a uma única classe $Cl_t \in Cl$ para todo r, $s \in T\times T$, tal que $r > s$, os objetos de $Cl_{r,j}$são mais preferíveis do que os objetos da classe Cl_s. Logo, a aproximação dos conjuntos não resulta em classes particulares, mas sim na união das classes inferiores e superiores como apresentado abaixo:

- $Cl_t^{\geq} = \bigcup_{s\geq t} Cl_s$ (1)
- $Cl_t^{\leq} = \bigcup_{s\leq t} Cl_s \;\; t = 1,\dots,j$ (2)

No DRSA, o princípio da dominância é expresso da seguinte forma: Sejam $P \subseteq C$ um subconjunto dos critérios de condição, assume-se que a_1^* domina a_2^* no espaço dos critérios de condição (denotado por $a_1^* D_p a_2^*$) se $a_1^* \succcurlyeq a_2^* \; \forall c \in P$. Admite-se, sem perda de generalidade, que se os domínios dos critérios são numéricos e ordenados, a preferência cresce com o valor, então $a_1^* D_p a_2^*$ é equivalente para $a_1^* \geq a_2^* \; \forall c \in P, P \subseteq C$. Uma definição análoga pode ser feita para o espaço do critério de decisão.

Quanto à relação de dominância, tem-se que a aproximação é dada pelos cones de dominância definidos pelos objetos dominantes e dominados em P, representados respectivamente pelas Equações 3 e 4:

- $D_P^+ a_1^* = \{a_2^* \in A^* : a_2^* D_P a_1^*\}$ (3)
- $D_P^- a_1^* = \{a_2^* \in A^* : a_1^* D_P a_2^*\}$ (4)

Ademais, as aproximações das uniões superior e inferior das classes de decisão em P podem ser calculadas como:

- Aproximação P-superior de $Cl_t^{\geq}$: $\bar{P}(Cl_t^{\geq}) = \{a_1^* \in A^*: D_P^-(a_1^*) \cap Cl_t^{\geq} \neq \emptyset\}$
- Aproximação P-inferior de $Cl_t^{\geq}$: $\underline{P}(Cl_t^{\geq}) = \{a_1^* \in A^*: D_P^+(a_1^*) \subseteq Cl_t^{\geq}\}$
- Aproximação P-superior de $Cl_t^{\leq}$: $\bar{P}(Cl_t^{\leq}) = \{a_1^* \in A^*: D_P^+(a_1^*) \cap Cl_t^{\leq} \neq \emptyset\}$
- Aproximação P-inferior de $Cl_t^{\leq}$: $\underline{P}(Cl_t^{\leq}) = \{a_1^* \in A^*: D_P^-(a_1^*) \subseteq Cl_t^{\leq}\}$

Existem, também, as chamadas P-fronteiras (regiões de dúvida) das uniões $Cl_t^{\geq}$ e $Cl_t^{\leq}$, definidas respectivamente por:

- $Bn_P(Cl_t^{\geq}) = \overline{\mathrm{P}}(Cl_t^{\geq}) - \underline{\mathrm{P}}(Cl_t^{\geq})$ (5)
- $Bn_P(Cl_t^{\leq}) = \overline{\mathrm{P}}(Cl_t^{\leq}) - \underline{\mathrm{P}}(Cl_t^{\leq})$ (6)

Para avaliar os resultados por meio de um exemplo de referência, o DRSA calcula a acurácia da aproximação. Para qualquer $t \in T$ e todo $P \subseteq C$ a acurácia definida para $Cl_t^{\geq}$ e $Cl_t^{\leq}$ em P é dada em fração (Eqs. 7 e 8, respectivamente):

- $\alpha_P(Cl_t^{\geq}) = \frac{\mathrm{card}(\underline{\mathrm{P}}(Cl_t^{\geq}))}{\mathrm{card}(\overline{\mathrm{P}}(Cl_t^{\geq}))}$ (7)
- $\alpha_P(Cl_t^{\leq}) = \frac{\mathrm{card}(\underline{\mathrm{P}}(Cl_t^{\leq}))}{\mathrm{card}(\overline{\mathrm{P}}(Cl_t^{\leq}))}$ (8)

A partir do cálculo de acurácia, pode-se obter a qualidade da aproximação (Equações 9 e 10). A qualidade é expressa como uma fração de toda classificação P-correta da tabela dos exemplos de referência. Para cada $P \subseteq C$, define-se que $\gamma_P(Cl) = \gamma_C(Cl)$ como o redutor de Cl, sendo denotado por REDCl(P). A interseção de todos os redutores é chamada de *core*, sendo denotada por CORECl.

- $\gamma_P(Cl) = \frac{card(A^* - (\cup_{t \in T} Bn_P(Cl_t^{\leq})))}{card(A^*)}$ (9)

$$= \frac{card(A^* - (\cup_{t \in T} Bn_P(Cl_t^{\geq})))}{card(A^*)} \quad (10)$$

3. Metodologia

O presente estudo busca desenvolver um modelo multicritério para identificar as áreas com maior vulnerabilidade a roubos em vias públicas. Por conseguinte, busca-se viabilizar uma alocação de recursos públicos mais eficiente, tendo em vista sua escassez, para proporcionar um nível de proteção satisfatório à população local.

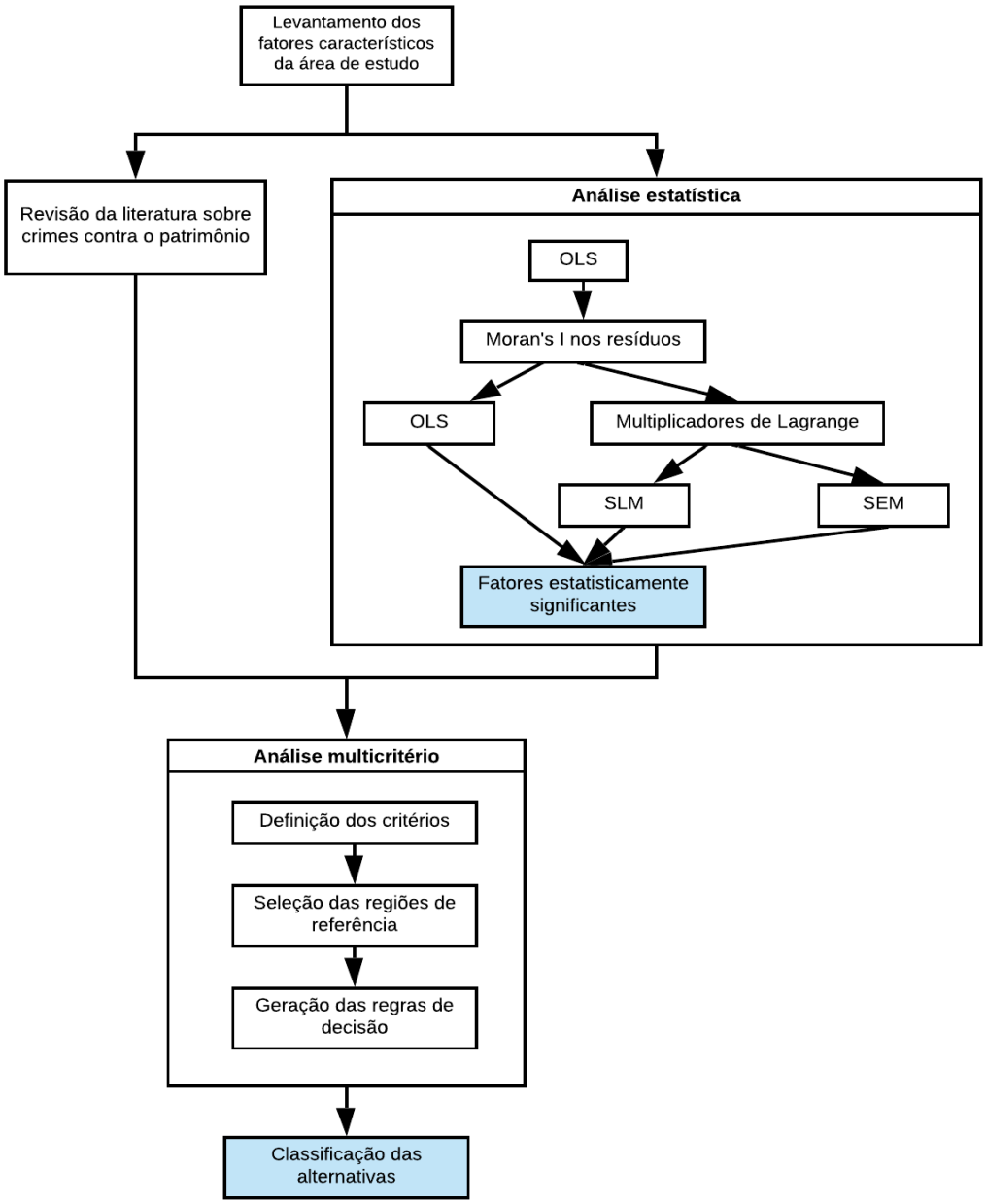
Uma das etapas da construção do modelo reside na definição dos critérios. Desta forma, implementou-se uma exploração inicial estatística das características demográficas, socioeconômicas e espaciais da região de estudo. Com base nos estudos de [Anselin 2005], [Song et al. 2014] e [Verbeek 2019], o objetivo da proposição estatística do *framework* descrito na Figura 1 consiste em definir qual dentre três abordagens de regressão podem ser adotadas: *Ordinary Least Square* (OLS), *Spatial Lag Model* (SLM) ou *Spatial Error Model* (SEM). A primeira é indicada quando não há autocorrelação espacial significativa, a segunda quando há autocorrelação significativa principalmente na variável dependente, e a última quando a autocorrelação ocorre nas variáveis independentes e na dependente [De Melo et al. 2017]. Com isto, pretende-se identificar os fatores locais que apresentam significância estatística na explicação das ocorrências de roubos e furtos.

Conforme apresentado na Figura 1, aplica-se inicialmente a regressão OLS aos dados espaciais com o objetivo de verificar se há dependência espacial nos resíduos mediante a estatística global I de Moran (*Moran's I*). Se houver uma autocorrelação significativa, aplicam-se os multiplicadores de Lagrange para o erro e para o *lag*; caso contrário, o processo é interrompido e assume-se o modelo apontado pelo OLS como o mais adequado, pois ele não confere estimativas enviesadas. No caso em que ambos os multiplicadores são significativos deve-se

utilizar os multiplicadores robustos para definir qual abordagem - SLM ou SEM - concede melhor ajuste aos dados. Por fim, o método de regressão escolhido será aquele cujo o multiplicador robusto respectivo obtiver maior significância [Song et al. 2014].

Assim, definido o modelo estatístico, torna-se possível a identificação do conjunto de variáveis explanatórias que fornece maior poder de predição à variável dependente (no presente estudo, os roubos). Para este fim, aplica-se o método *stepwise* com o intuito de reduzir o espaço de fatores explicativos apenas ao conjunto que propicie um bom ajuste aos dados, porém com menor esforço computacional. Utilizou-se como critério de comparação a estatística AIC *(Akaike Information Criteria)*, de forma que o arranjo selecionado apresenta o menor valor associado.

Figura 1 - Processo de decisão do modelo multicritério



A formulação estatística do problema acima mencionada exerce papel complementar ao que se verifica na literatura relacionada a crimes contra o patrimônio. O uso combinado da modelagem estatística com a modelagem multicritério contribui para o entendimento e

exploração dos fatores envolvidos no contexto de roubos. Contudo, deve-se advertir que embora alguns elementos possam ser redundantes do ponto de vista estatístico, eles não necessariamente o serão sob a perspectiva multicritério, uma vez que a modelagem de preferências parte da visão de valor acerca de um dado elemento e/ou conjunto de elementos do decisor [Almeida 2013].

No estudo foi utilizada a abordagem multicritério DRSA (*Dominance-based Rough Set Approach*) para um conjunto de 155 setores censitários. Destes, extraiu-se um subconjunto de 18 setores para a geração das regras de decisão, que serviram para a classificação de toda a amostra espacial estudada em relação à vulnerabilidade a roubos.

Por se tratar da construção do modelo, o artigo apresenta um trabalho com um especialista com o propósito de validar o uso do método para a indicação de áreas vulneráveis, no que diz respeito aos roubos em vias públicas. Além disso, a realidade local é refletida por meio da utilização de dados criminais da região de interesse. Para o estudo, foram utilizados os *softwares* R, ArcGis 10.4 e jMAF.

4. Aplicação

Por meio da implementação do modelo estatístico, identificou-se que a estatística global de Moran para os resíduos do OLS apresenta valor p igual a 43,88%. Logo, ela não é significante ao nível de 5%, o que implica em não haver dependência espacial relevante nos resíduos. Portanto, adotou-se o OLS para analisar os fatores característicos da região em conjunto com a estatística AIC, de forma a encontrar o conjunto de variáveis independentes mais significativo às ocorrências de roubo. Enfim, o seguinte grupo foi identificado: quantidade de casas, de apartamentos e de domicílios com acesso a água, população de brancos, número de paradas de ônibus, de bancos e de postos de gasolina, mensurados por setor censitário.

As variáveis que se mostraram mais significativas corroboram com a literatura, pois estas podem ser associadas ao fluxo monetário, de pessoas e de mercadorias, tornando os locais mais atrativos para crimes de subtração de bens [Kinney et al. 2008; Grof e Lockwood 2014]. Desta forma, os fatores obtidos pelo modelo OLS foram analisados individualmente quanto a seu valor dentro da avaliação multicritério que, como mencionado anteriormente, pode denotar uma visão diferente de significância para os elementos considerados.

Como resultado da análise conjunta citada na Figura 1, designaram-se os seguintes critérios de avaliação ao modelo de decisão: renda, quantidade de brancos, número de lojas, bancos, escolas, restaurantes, paradas de ônibus e postos de gasolina. A construção do modelo de decisão DRSA requer um conjunto de regras de decisão para o apontamento das vulnerabilidades locais, conforme o Quadro 1, as regras foram calculadas com o apoio do *software* jMAF.

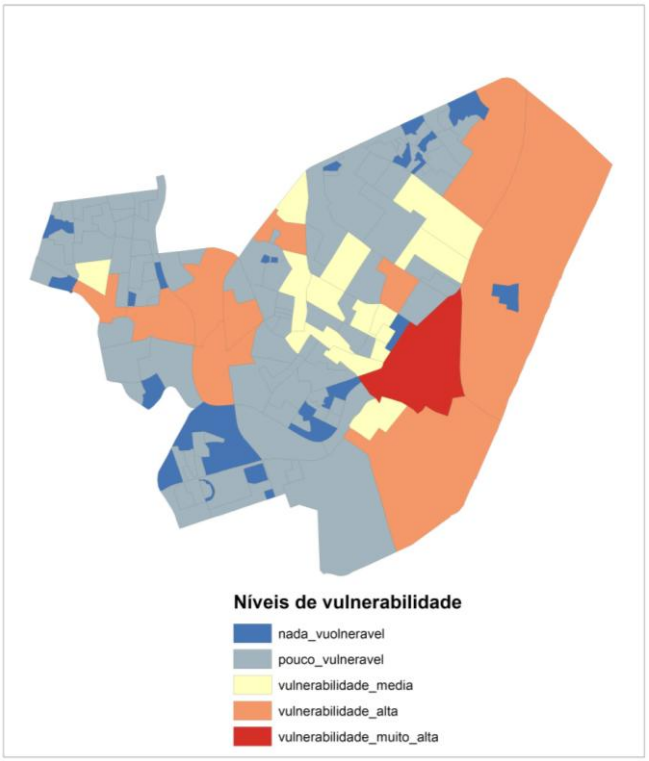
Quadro 1: Regras de decisão

Decisão	**Condições**
preferencia >= vulnerabilidade muito alta	paradas >= 40
preferencia >= vulnerabilidade alta	paradas >= 6
preferencia >= vulnerabilidade media	bancos >= 2
preferencia >= pouco vulneravel	restaurantes >= 1
preferencia >= pouco vulneravel	paradas >= 1; lojas <= 1
preferencia <= nada vulneravel	renda <= 147201; escolas <= 0
preferencia <= nada vulneravel	lojas >= 6; restaurantes <= 0
preferencia <= nada vulneravel	renda <= 362753; brancos >= 297
preferencia <= pouco vulneravel	bancos <= 1
preferencia <= vulnerabilidade media	paradas <= 4
preferencia <= vulnerabilidade alta	paradas <=15

Conforme o Quadro 1, o modelo DRSA gerou 11 regras de decisão, que agrupam as alternativas de acordo com o nível de vulnerabilidade. De acordo com o que se verifica, foram estabelecidas cinco classes: nada vulnerável, pouco vulnerável, vulnerabilidade média, vulnerabilidade alta e vulnerabilidade muito alta, cada classe definida em intervalos segundo as condições de preferência de "pelo menos" e "até" (>= e <=); por exemplo, a primeira decisão (preferência >= vulnerabilidade muito alta) e respectiva condição (paradas >= 40), sinalizam que para que a preferência seja de pelo menos vulnerabilidade muito alta a condição a ser satisfeita é que hajam pelo menos 40 paradas de ônibus. A ideia é similar para o comportamento inverso, como nota-se na última decisão (preferencia <= vulnerabilidade alta) e respectiva condição (paradas <= 15), que pode ser interpretado como: para que a preferência seja até vulnerabilidade alta, a condição é que o número de paradas de ônibus seja de até 15 para a área avaliada. As interpretações para as demais preferências apresentadas no Quadro 1 seguem o mesmo raciocício descrito segundo os operadores lógicos matemáticos >= e <=.

As regras geradas da amostra de treino obtiveram qualidade de 88,889% e foram estendidas ao conjunto dos 155 setores, resultando na distribuição espacial de vulnerabilidade a roubos em vias públicas, conforme o apresentado na Figura 2.

Figura 2: Classificação das localidades quanto à vulnerabilidade a roubos



5. Discussões

O modelo de decisão para segurança pública proposto permite que órgãos governamentais disponham de uma ferramenta capaz de agregar aspectos quantitativos e qualitativos. Com esta perspectiva mais ampla, espera-se que sejam desenvolvidas políticas de combate aos crimes de roubo e que se consiga ter uma melhor definição dos padrões espaciais para que a alocação dos recursos ocorra de maneira eficiente.

Nesse sentido, ressalta-se o uso do DRSA que é um método de agregação parcial de preferências que demanda menor esforço cognitivo e por consequência conduz a menos erros. Somado a isso, se considera o aprendizado envolvido no processo, tendo em vista que a solução trata de um conjunto de regras passíveis de serem analisadas.

A análise das regras direciona um maior entendimento da classificação das alternativas frente os critérios avaliados, levando-o a reflexão das suas preferências. Assim, o decisor , com o apoio do especialista, possui uma maior bagagem para a tomada de decisão, pois ele conhece as condições que fazem com que determinada área seja apontada como sendo de um determinado nível de vulnerabilidade, fazendo com que suas decisões possam se tornar mais claras.

Empregar a regressão estatística aos dados criminais permite que o conjunto de variáveis com maior potencial explicativo em relação à variável dependente seja indicado. Entretanto, cabe ao analista verificar se, individualmente, elas estão coerentes com a literatura vinculada aos eventos de roubo e, então, definir quais serão os critérios do modelo. No presente estudo, as variáveis que atraem um maior fluxo de pessoas para a região, assim como a movimentação de recursos financeiros, foram priorizadas, visto que tais características são típicas preditoras de crimes contra o patrimônio.

Outro ponto a ser tratado é o uso de um sistema de informação geográfica. Ao permitir a visualização espacial, o sistema permite que cada setor censitário seja relacionado, mesmo que empiricamente, com a sua vizinhança, possibilitando uma avaliação que vai além dos dados, corroborando com os estudos que indicam a existência de elementos espaciais como pontos focais para atração de pessoas, se confirmando no estudo pelas regras de decisão para classificação de vulnerabilidade alta e muito alta pela condição de existências de paradas de ônibus nos locais, que podem ser consideradas como um indicador de movimentação de pessoas e, por consequência, exposição destas aos criminosos que agem por oportunidade.

Desta forma, ainda que existam pontos a serem melhorados na construção do modelo, considera-se que o resultado obtido demonstra a usabilidade do método como uma ferramenta de apoio a decisão de alocação de recursos, de forma que ao indicar as vulnerabilidades locais, o decisor/gestor possui maior aptidão em direcionar recursos para os locais que mais necessitam, ficando a cargo dele a escolha das ações a serem implementadas que podem ser desde a alocação de patrulhas, aquisição de materiais, compra de equipamentos à contratação de efetivo.

Referências

de Almeida, A. T. (2013). *Processo de decisão nas organizações: construindo modelos de decisão multicritério*. Editora Atlas SA.

Anselin, L. (2005). *Exploring spatial data with GeoDaTM*: A workbook. Spatial Analysis Laboratory, University of Illinois. Center for Spatially Integrated Social Science.

Barbati, M., Greco, S., Kadziński, M. e Słowiński, R. (2018). Optimization of multiple satisfaction levels in portfolio decision analysis. *Omega*, 78:192-204.

Błaszczyński, J., Greco, S. e Słowiński, R. (2007). Multi-criteria classification – A new scheme for application of dominance-based decision rules. *European Journal of Operational Research*, 181(3):1030-1044.

Brantingham, P. L. e Brantingham, P. J. (1993). Nodes, paths and edges: Considerations on the complexity of crime and the physical environment. *Journal of Environmental Psychology*, 13(1):3-28.

Chakhar, S., & Saad, I. (2012). Dominance-based rough set approach for groups in multicriteria classification problems. *Decision Support Systems*, 54(1), 372-380

Figueiredo, C. J. J., Pereira, D. V. E. S. e Mota, C. M. M. (2016). Classification of vulnerable areas using Dominance-based Rough Set Approach. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, Budapest.

Figueiredo, C. J. J., Pereira, D. V. S. e Mota, C. M. M. (2017). Avaliação de áreas em segurança pública: uma abordagem GIS-MCDA com sensoriamento remoto. In: *Anais do XLIX Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*, Blumenau.

Gaulez, M. P. e Maciel, V. F. (2015). Determinantes da criminalidade no Estado de São Paulo: uma análise espacial de dados em cross-section. In: *Anais do XLIII Encontro Nacional de Economia*, 8.

Greco, S., Matarazzo, B. e Słowiński, R. (2010). Interactive evolutionary multiobjective optimization using dominance-based rough set approach. In: *IEEE Congress on Evolutionary Computation* (pp. 1-8). IEEE.

Greco, S., Matarazzo, B., & Slowinski, R. (2002). Rough sets methodology for sorting problems in presence of multiple attributes and criteria. *European journal of operational research*, 138(2), 247-259.

Groff, E. R. e Lockwood, B (2014). Criminogenic facilities and crime across street segments in Philadelphia: Uncovering evidence about the spatial extent of facility influence. *Journal of Research in Crime and Delinquency*, 51(3):277–314.

Gurgel, A. M. e Mota, C. M. M. (2013). A multicriteria prioritization model to support public safety planning. *Pesquisa Operacional*, 33:251-267.

Ivan, I., Kocich, D. e Horák, J. (2016). Identification of crime environmental factors based on spatial human data integration. In: *SGEM Conference Proceedings, Presented at the SGEM 2016: 16th International Multidisciplinary Scientific Geoconference*, p. 697-704.

Lima, F. S. e Marinho, E. (2017). Public security in Brazil: Efficiency and technological gaps. *Economia*, 18:129-145.

de Melo, S. N., Andresen, M. A. e Matias L. F. (2017). Geography of crime in a Brazilian context: an application of social disorganization theory. *Urban geography*, 38(10):1550-1572.

de Melo, S. N., Pereira, D. V., Andresen, M. A. e Matias, L. F. (2018). Spatial/temporal variations of crime: a routine activity theory perspective. *International journal of offender therapy and comparative criminology*, 62(7):1967-1991.

Newton, A. (2008). A study of bus route crime risk in urban areas: the changing environs of a bus journey. *Built Environment*, 34(1):88-103.

Pereira, D. V., Mota, C. M. e Andresen, M. A. (2017). Social disorganization and homicide in Recife, Brazil. *International journal of offender therapy and comparative criminology*, 61(14):1570-1592.

Pereira, D. V. S., Figueiredo, C. J. J., Mota, C. M. M. e Rosa, A. G. F. (2018). Análise de vulnerabilidade a homicídios em um bairro. In: *Anais do L Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*, Rio de Janeiro.

Rosa, A. G. F., Pereira, D. V. S., Mota, C. M. M. e Figueiredo, C. J. J. (2018). A GIS-MCDA approach designed to evaluate areas based on theft incidences. In: *Proceedings of XIX Latin-Iberian-American Conference on Operations Research*, Lima.

Song, J. et al. (2014). The relationships between landscape compositions and land surface temperature: Quantifying their resolution sensitivity with spatial regression models. Landscape and Urban Planning, 123:145-157.

Steeves, G. M., Petterini, F. C. e Moura, G. V. (2015). The interiorization of Brazilian violence, policing, and economic growth. *EconomiA*, 16(3):359-375.

Szeląg, M., Greco, S. e Słowiński, R. (2014). Variable consistency dominance-based rough set approach to preference learning in multicriteria ranking. *Information Sciences*, 277:525-552.

Verbeek, T. (2019). Unequal residential exposure to air pollution and noise: A geospatial environmental justice analysis for Ghent, Belgium. *SSM-population health*, 7:100340.

Yu, S. S. V. e Maxfield, M. G. (2013). Ordinary business: Impacts on commercial and residential burglary. *British Journal of Criminology*, 54(2), 298-320.