

EXPLORAÇÃO DOS EXEMPLOS DE REFERÊNCIA NO DRSA PARA UM CASO DE SEGURANÇA PÚBLICA

Ciro José Jardim de Figueiredo

Universidade Federal de Pernambuco
Av. Profº Moraes Rego, 1235 – Cidade Universitária, Recife – PE
ciro.figueiredo@ufpe.br

Caroline Maria de Miranda Mota

Universidade Federal de Pernambuco
Av. Profº Moraes Rego, 1235 – Cidade Universitária, Recife – PE
carol3m@gmail.com

Débora Viana e Sousa Pereira

Universidade Federal de Pernambuco
Av. Profº Moraes Rego, 1235 – Cidade Universitária, Recife – PE
deboravianapereira@gmail.com

André Morais Gurgel

Universidade Federal do Rio Grande do Norte
Campus Univesitário Lagoa Nova, Natal – RN
andmgurgel@gmail.com

RESUMO

O presente estudo apresenta um modelo multicritério, baseado no *Dominance-based Rough Set Approach*, para classificação de áreas de criminalidade na cidade de Recife - PE. São explorados os exemplos de referência usados na criação de regras de classificação, em função da dificuldade de obtenção de informações, minimizando possíveis erros relacionados ao método e que são apresentados na literatura. Neste sentido, são analisados os efeitos das mudanças nos exemplos de referência, considerando o conjunto das ações de referência e a falta de informação em alguns critérios do modelo. Os resultados apontam que as alterações possibilitam um melhor entendimento dos resultados apresentados, permitindo uma exploração mais precisa do conhecimento e o uso das recomendações finais como base para tomadas de decisões estratégicas dentro do contexto de segurança pública.

PALAVARAS CHAVE. Multicritério, Segurança pública, Criminalidade.

Área principal (Apoio Multicritério à Decisão)

ABSTRACT

This study presents a multicriteria model, based on Dominance-based Rough Set Approach method to crime area classification in a city. Reference examples are explored used to create classification rules, due to the difficulty of obtaining information, minimizing possible errors related to the method and are presented in the literature. In this regard, the effects of changes in the Reference Examples are analyzed, considering the set of reference actions and the lack of information on some model criteria. The results indicate that the changes allow a better understanding of the results, enabling a more precise exploration of knowledge and the use of the final recommendations as a basis for strategic decision-making within the context of public safety.

KEYWORDS. Multi-criteria, Public security, Criminiality.

Main area (Multicriteria Decision Support)

1. Introdução

Em situações reais de tomada de decisão, a recomendação final geralmente sofre interferência de vários fatores. Segundo Greco et al. (2011) os problemas de decisão são definidos formalmente como sendo um conjunto de alternativas que são avaliadas por um grupo consistente de critérios. Portanto, dado a percepção das ações e o objetivo dos resultados esperados, quatro grandes problemáticas são destacadas: descrição, escolha, ordenação e classificação (Roy, 1996). No primeiro caso, as alternativas são descritas em função dos critérios. No problema de escolha, pelo menos duas alternativas são comparadas na intenção de se escolher um subconjunto das melhores. Enquanto no terceiro, as opções são ranqueadas em ordem decrescente. No último caso, as alternativas são alocadas em classes e estas por sua vez são ordenadas.

Dentro do contexto de problemas de Apoio a Decisão Multicritério (ADM), alcançar o resultado final depende das informações de preferências expostas pelo decisor e qual modelo de preferências será usado para agregar as informações fornecidas pelo mesmo. Na literatura, destacam-se as abordagens relacionadas à função valor (ou utilidade) (Dias e Clímaco, 2000; Edwards e Barron, 1994; Keeney e Raiffa, 1993), agregação usando relações de sobreclassificação (*outraking*) (Belton e Stewart, 2002; Figueira et al. 2013) e conjunto de regras de decisão (Greco et al. 2002; Greco et al. 1999; Slowinski et al. 2012).

Particularmente, em problemas multicritério de classificação, também há uma variada vertente de estudos que buscam compatibilizar as informações do decisor com um modelo de preferências, além das várias aplicações reais (Almeida-Dias et al. 2010; Greco et al. 2011; Kadzinski et al. 2015; Kadzinski et al. 2014a; Kadzinski et al. 2014b; Mota e Almeida, 2012; Soylu, 2011). O objetivo da classificação consiste em achar um dado modelo de preferências que seja adequado para representar as informações fornecidas pelo decisor, através de exemplos de referências (alternativas de referências que foram avaliadas previamente) e assim inseri-los em uma ou mais classes homogêneas (Kadzinski et al. 2014a; Kadzinski et al. 2015). Dentro desse contexto, alguns autores afirmam que a abordagem usando regras de decisão é mais interessante, pois não exige um grande esforço cognitivo para responder as perguntas em relação as suas preferências (Greco et al. 2013; Greco et al. 2002; Greco et al. 1999; Kadzinski et al. 2014a).

O método *Dominance-based Rough Set Approach* (DRSA) aborda o uso dessas regras de decisão para explorar as relações de preferência do decisor e assim conduzir a uma recomendação final dentro da problemática de classificação (Greco et al. 2002; Slowinski et al. 2012). O cerne do DRSA é substituir o conceito da relação das alternativas indiscerníveis pela relação da dominância para as classes de decisão e considerar uma aproximação vaga entre as alternativas. Em seguida, uma estratégia é usada para gerar as regras que serão aplicadas para representação do conhecimento atribuído e em seguida classificar todas as alternativas do problema de decisão (Greco et al. 2002; Greco et al. 2001).

Greco et al. (2013) afirmam que as regras oriundas dos exemplos de referência habilitam o decisor a entender suas decisões no início do procedimento multicritério, usando o DRSA, e a aceitação das regras implica nas decisões futuras. Porém, Kadzinski et al. (2014a) confrontam esta assertiva, pois justificam que escolher as regras pode ser algo difícil, em função das decisões tomadas no início do problema, podendo dificultar a compatibilidade do modelo de preferência do decisor. Então, uma alternativa para contornar esse problema de decisão seria focar no tratamento da avaliação das alternativas em relação aos critérios usados.

Neste contexto, o presente estudo apresenta um modelo baseado no DRSA para um caso específico de segurança pública e utiliza um tratamento diferenciado no momento da escolha das alternativas de referências, além de verificar como isso interfere na recomendação final. Com essa proposta, o decisor participaria do processo de decisão no momento da construção dos critérios, minimizando o esforço cognitivo gasto durante a construção do modelo e diminuindo as chances de haver um resultado que não esteja de acordo com as suas preferências. Espera-se também, que os resultados possam ser utilizados para a tomada de decisões estratégicas futuras dentro do contexto em que o modelo é desenvolvido.

O restante do artigo segue dividido na apresentação do DRSA. Na seção 3 é descrito

motivação para o estudo e a proposta do trabalho. Na seção 4 são apresentados os resultados e a discussão da aplicação feita com o DRSA. E na última seção feitas as considerações finais.

2. Abordagem multicritério DRSA

O método DRSA usa a relação da dominância e agrega um conjunto de exemplos de referência junto com classes pré-ordenadas para obter regras de decisão do tipo “Se...Então...” e que irão classificar o conjunto de todas as alternativas (Greco et al., 2001; Greco et al., 2002; Slowinski et al. 2012). Usando exemplos de referência como *input* para obter as informações de preferência do decisor, há uma construção interativa entre decisor e analista. O DRSA também se diferencia das outras abordagens multicritério, pois exclui informações muito precisas, como limiares de preferência, valores de constantes de escalas entre os critérios e pesos de importância entre as avaliações (Greco et al. 1999; Greco et al. 2001; Greco et al. 2002).

2.1 Notações utilizadas

Seja um conjunto finito e não vazio de alternativas $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$, o decisor pode desejar uma das seguintes recomendações finais: i) um subconjunto com as melhores alternativas de A , ii) alocar as alternativas em classes pré-ordenadas iii) ordenar o conjunto A em ordem decrescente (Roy, 1996). No caso desse estudo, o foco será o problema de classificação e serão adotadas as seguintes notações:

O sub-conjunto de A , $A^* = \{a_1^*, a_2^*, \dots, a_n^*\}$, como os exemplos de referência que o decisor utiliza. O conjunto $C = \{c_1, c_2, \dots, c_m\}$ de critérios como sendo uma coleção finita e não vazia. O índice $i = \{1, \dots, m\}$, será simplificado para assumir que cada alternativa é avaliada por um critério: (a_i) , $c_i \in A$ para todo e qualquer $a_i \in A$. Considerando duas alternativas a_1 e $a_2 \in A$, a relação $(a_1) \geq (a_2)$ significa que “ a_1 é pelo menos tão bom em relação a a_2 quando comparada no critério c_i ”, representada por $a_1 \succeq a_2$, e portanto $A^* = \{a_i \in A\}$ com $A^* = [1, \dots, m]$ tal que $a_1 \in A^*$ deve estar contido em uma e somente uma classe $c_i \in C$.

Assumindo que as classes são ordenadas para todo e qualquer c_i e $c_j \in C$, tal que $c_i > c_j$ e as ações contidas em c_i são preferíveis em relação às ações contidas em c_j . Os conjuntos resultantes dessa análise no DRSA são chamados de uniões *upward* e *downward* das classes, respectivamente. Estes seguem descritos nas Equações 1 e 2 abaixo.

$$\succeq = \bigcup_{c_i \in C} \succeq_{c_i} \quad (1)$$

$$\preceq = \bigcup_{c_i \in C} \preceq_{c_i} \quad c_i = 1, \dots, m \quad (2)$$

Será assumido que os critérios podem ser do tipo ganho (quanto maior melhor) ou custo (quanto menor melhor) e são estritamente monotônicos em relação aos critérios de decisão (c_i) .

A relação de dominância é usada para definir quais alternativas dos exemplos de referência são dominadas ou dominantes e seguem definidas como o conjunto das alternativas dominante com relação à c_i é representado na Equação 3.

$$A^+ = \{a_2 \in A : a_2 \succeq a_1\} \quad (3)$$

O conjunto das alternativas dominadas com relação à c_i é representado na Equação 4.

$$A^- = \{a_2 \in A : a_2 \preceq a_1\} \quad (4)$$

Finalmente, são definidos os C-limites de \succeq e \preceq e que estão descritos, nas Equações 5 e 6.

$$\underline{(a \succeq)} = \underline{(a \succeq)} - \underline{(a \succeq)} \quad (5)$$

$$\underline{(a \preceq)} = \underline{(a \preceq)} - \underline{(a \preceq)} \quad (6)$$

Em que $\underline{(a \succeq)}$, $\underline{(a \preceq)}$, $\underline{(a \preceq)}$ e $\underline{(a \succeq)}$ são os limites das classes. E as regras de decisão são geradas por um procedimento que pode ser observado com mais detalhes em Greco et

al. (2002).

3. Alternativas de referência para modelo DRSA

Durante a construção do método DRSA, as informações primordiais estão relacionadas ao conjunto de ações de referência que o decisor deve usar para a aplicação do método (Greco et al. 2002; Kadzinski et al. 2014a). Essas ações são obtidas através de dados reais ou fictícios, e permitem uma compreensão mais adequada do problema, pois são situações esperadas de acordo com o problema trabalhado. Além disso, Greco et al. (2013) enfatizam que o uso dessas informações indiretas torna o processo de construção das preferências mais produtivo, ressaltando que quando as alternativas de referência são reais há uma familiaridade maior para o decisor

Portanto, a ideia do estudo presente é eliminar informações que podem ser caracterizadas como excessivas para o decisor e podem confundi-lo durante o processo de elaboração das alternativas de referência, além de tornar o procedimento para agregar preferências como algo cansativo e de difícil compreensão (Greco et al. 2013).

O decisor deve participar ativamente da fase inicial do processo de decisão, selecionando as informações para o conjunto de critérios e inserção do subconjunto de alternativas (alternativas de referência) e que serão agregadas com o DRSA. Sua participação consiste em decidir se após definir um determinado critério, a escala usada no processo de avaliação pode ter seu conteúdo de informação reduzido ou não. Em contrapartida o método acarreta num possível excesso de carga de informação que pode dificultar no momento da recomendação final (Greco et al. 2002; Greco et al. 2013), por isso o estudo é motivado também, por três fatores que podem estar presentes em problemas ADM:

- Dificuldade em usar critérios com valores numéricos na escala, próximos entre si;
- O critério não ser tão relevante, mas necessário para a construção da recomendação final;
- Excesso de informações, dificultando a construção dos exemplos de referência.

Outro ponto importante ao se trabalhar no tratamento e levantamento dos exemplos de referência, está relacionado a representatividade dessas informações para o decisor, ou seja, se as informações fornecidas por ele serão suficientes para fornecer uma recomendação final adequada às suas expectativas. Para Vetschera et al. (2010) essa situação é contornada quando há mais de um conjunto de exemplos de referências na construção do problema, dando a ele a oportunidade de avaliar o problema através de uma outra visão.

Greco et al. (2011) e Greco et al. (2013) também ressaltam que em problemas multicritério que envolvam a classificação das alternativas, é necessário usar exemplos reais, pois possibilitam ao decisor um melhor entendimento das informações dando mais credibilidade nos resultados, além de reduzir o gasto cognitivo, pois não são usados limiares de preferências e nem constante de escalas.

Por outro lado, sabendo que o método usado busca explorar as preferências usando regras de decisão, é esperado que ainda haja o uso do conhecimento mesmo que a carga de informação seja reduzida. Assim, também será avaliada a robustez da sistemática apresentada em relação aos critérios que tiveram sua informação reduzida. A princípio, essa redução seria usada no caso de escalas intervalares.

Essa adaptação também é justificada, pois segundo Vetschera et al. (2010) o método DRSA é uma técnica baseada no caso dos exemplos de preferência e apresenta uma falha, pois pode reproduzir informações de preferência fraca, levando a várias formas para classificar o conjunto. Na literatura, Greco et al. (2013) contornam esse problema para o caso de ordenação. Entretanto, o trabalho não seguirá esse foco, justamente para não aumentar a carga de informação apresentada ao decisor e permitir um tratamento diferenciado em relação aos critérios.

4. Aplicação do modelo: classificação de áreas de criminalidade

O problema em estudo busca avaliar determinadas regiões em uma cidade quanto ao

nível de segurança e então classificar essas regiões em função de determinados critérios que afetam a ocorrência de crimes e que uma vez agregados permitem proporcionar uma recomendação final (Figueiredo et al., 2013). Neste artigo, a proposta foi explorar os exemplos de referência, através das mudanças no valor das escalas para alguns critérios, sendo, portanto realizadas simulações a partir das mudanças apresentadas.

As informações consideradas são equivalentes às de um decisor da área de criminalidade, de forma que as simulações realizadas se mantivessem o mais próximas do contexto real. Foram adotados os mesmos critérios usados nos trabalhos anteriores, porém com informações relacionadas à exemplos de referência diferentes dos estudos passados (Figueiredo e Mota, 2014; Figueiredo et al., 2013). Esses critérios são usados por diversos autores na literatura que versam sobre criminalidade, como fatores preponderantes para a ocorrência de crimes do tipo roubo (Andresen, 2013; Apel, 2013; Fajnzylber et al. 2002; Figueiredo e Mota, 2014; Frank et al. 2012; Gurgel e Mota, 2013). A Tabela 1 seguinte apresenta os critérios usados.

Critério	Escala numérica	Relação monotônica
Índice de Gini	0,40321 – 0,71644	Custo
Renda per capita (R\$)	86,15 – 1863,64	Ganho
Saneamento básico (%)	48,58 – 99,59	Ganho
Densidade demográfica por km ²	355,20 – 28422,22	Custo
Grau de escolaridade (anos)	4,05 – 12,84	Ganho

Tabela 1: Critérios usados na aplicação da sistemática DRSA.

A mudança proposta consiste em alterar as informações do conjunto dos exemplos de referência. Portanto, em cada simulação realizada, os critérios mudados, foram considerados como menos influentes no problema, ou seja, uma vez transformados continuariam contribuindo com o nível de informação na construção da agregação de preferências, tornando a informação reduzida, mas sem perder a qualidade da informação. Nesse caso, cada critério foi considerado como binário (0–1), existindo um ponto de corte definido previamente. Então os critérios: Índice de Gini, Densidade demográfica e Grau de escolaridade tiveram suas informações transformadas para cada simulação que foi realizada. A Tabela 2 seguinte apresenta os critérios selecionados e que sofreram modificações.

Critério	Valor igual a 0	Valor igual a 1
Índice de Gini	Se valor de () $\leq 0,52000$	Caso contrário
Densidade demográfica por km ²	Se valor de () $\leq 15605,70$	Caso contrário
Grau de escolaridade (anos)	Se valor de () $\leq 9,14$	Caso contrário

Tabela 2: Critérios que tiveram suas informações modificadas.

Assim, os resultados foram avaliados através de três aspectos:

- Contribuição do critério determinado pelo DRSA;
- Participação nas regras de decisão;
- Comparação com o resultado de referência.

Esse último aspecto, significa a comparação direta entre a recomendação final gerada pela proposta e a avaliação subjetiva previamente definida, indicando certas regiões que podem ser mais favoráveis à ocorrência de roubos. Como em problemas multicritério é necessário expressar a preferência pelas classes de decisão, foram indicadas quatro classes que avaliam o nível de segurança, com a seguinte ordenação de preferência: Classe 1 > Classe 2 > Classe 3 > Classe 4.

A aplicação foi realizada na cidade de Recife – PE, capital do estado de Pernambuco e que é dividida em 62 Unidades de Desenvolvimento Humano (UDH), contendo as informações relacionadas aos critérios adotados, informações que foram obtidas do Atlas de Desenvolvimento Humano de 2005 (PNUD, 2003). Foi usado o sistema jMAF para aplicar o DRSA (Błaszczynski

et al. 2013) e o programa de georreferenciamento ArcGis 10.1 para apresentar a recomendação final. Nas Tabelas 3, 4 e 5 são apresentados os três conjuntos de exemplos de referência criados para as aplicações. Em cada exemplo de referência, um critério foi selecionado para ter sua informação transformada em valores binários.

Alternativa de referência	Índice de Gini	Renda per capita	Saneamento básico	Densidade demográfica	Grau de escolaridade	Classe de decisão
49	0	1347,19	99,23	15320	12,6	Classe 3
53	0	161,78	67,05	28422	6,27	Classe 4
17	0	1571,28	99,59	10961	12,84	Classe 1
41	1	128,22	72,43	14120	5,61	Classe 4
27	1	479,94	98,56	10644	9,17	Classe 2

Tabela 3: Exemplos de referência para a simulação 1.

Alternativa de referência	Índice de Gini	Renda per capita	Saneamento básico	Densidade demográfica	Grau de escolaridade	Classe de decisão
56	0,55209	215,11	86,30	0	6,72	Classe 3
28	0,46887	103,31	97,69	0	12,11	Classe 1
34	0,59582	195,49	84,64	0	6,39	Classe 3
53	0,50021	161,78	67,05	1	6,27	Classe 4
37	0,56276	180,92	80,08	0	6,32	Classe 2

Tabela 4: Exemplos de referência para a simulação 2.

Alternativa de referência	Índice de Gini	Renda per capita	Saneamento básico	Densidade demográfica	Grau de escolaridade	Classe de decisão
26	0,53913	566,69	94,53	10560	1	Classe 1
56	0,55209	215,11	86,30	4714	0	Classe 3
62	0,45624	108,98	78,27	21378	0	Classe 4
16	0,50566	1353,42	94,75	6437	1	Classe 1
25	0,56575	270,900	84,44	12738	0	Classe 2

Tabela 5: Exemplos de referência para a simulação 3.

Após a aplicação do DRSA, foram avaliadas as regras de decisão. Para cada simulação realizada, foi considerada a participação do critério que teve sua informação modificada no procedimento adotado. Caso, a regra contivesse esse critério, ele seria considerado como participativo. Foi constatado que na simulação 1 o critério Índice de Gini esteve nas regras de decisão. Nas simulações 2 e 3 os critérios Densidade demográfica e Grau de escolaridade não foram usados. Dentro do contexto da aplicação, pode-se concluir que o Índice de Gini possui relevância para determinação de áreas críticas, fato comprovado em outros estudos (Andresen, 2013; Menezes et al. 2013).

Aplicando as regras de decisão, que são o cerne do problema, verificou-se que os demais critérios (que não sofreram modificações) foram ativos nas simulações 2 e 3, enquanto que na primeira simulação o Índice de Gini, mesmo tendo informação reduzida ainda se manteve presente. Portanto, a sistemática adotada, exclui informações que não apresentam certa relevância, mas mantém aquelas que contribuem ativamente para o problema, demonstrando a robustez em captar informações. As Tabelas 6, 7 e 8 seguintes resumem algumas regras para cada simulação.

Condição 1	Condição 2	Decisão
Renda per capita \geq 1571,28		Classe 1

Índice de Gini=1	Renda per capita \geq 479,94	Classe 2
Índice de Gini=0	Renda per capita \leq 1347,19	Classe 3

Tabela 6: Exemplos de referência para a simulação 1.

Condição 1	Condição 2	Decisão
Renda per capita \geq 566,69		Classe 1
Renda per capita \geq 270,9	Renda per capita $<$ 566,69	Classe 2
Renda per capita \geq 566,69	Saneamento \leq 86,3	Classe 3

Tabela 7: Exemplos de referência para a simulação 2.

Condição 1	Condição 2	Decisão
Saneamento \geq 97,69		Classe 1
Saneamento \geq 80,08	Saneamento $<$ 97,69	Classe 3
Índice de Gini \geq 0,50566		Classe 4

Tabela 8: Exemplos de referência para a simulação 3.

Finalmente, foi adotado um mapa de referência, classificado de forma subjetiva, apresentando algumas regiões de risco na cidade do Recife. Esses locais são considerados de risco, não somente pela presença do aumento no número de roubos, mas por possuírem certos fatores socioeconômicos que conduzem para essa caracterização. Desta forma, a aplicação da sistemática se voltou para a necessidade de classificar cada UDH, justamente pela dificuldade em realizar esse procedimento através de uma abordagem subjetiva, logo a proposta em usar a abordagem multicritério para o problema.

Na primeira recomendação, foi verificado que os locais identificados como Classe 4, ou seja, que apresentam um nível de segurança baixo, estavam de acordo com o mapa de referência, nas quais algumas regiões foram identificadas como favoráveis a ocorrência de roubos. Evidentemente, alguns outros pontos da cidade do Recife, que também poderiam ser agregados em Classe 4 ou Classe 3 não estavam, mas por uma questão da aplicação do modelo não houve essa captação de informações.

Por outro lado, grande parte das unidades foi recomendada como Classe 2, em relação ao nível de segurança. Essa situação ocorreu pela delimitação da informação associada ao critério Índice de Gini que passou a ser binário, e com um ponto de corte utilizado na aplicação. Demonstra-se que há uma situação de desigualdade social elevada, o que direciona para o aumento da criminalidade para ações do tipo roubo. A Figura 1 seguinte apresenta a classificação para a primeira simulação realizada.

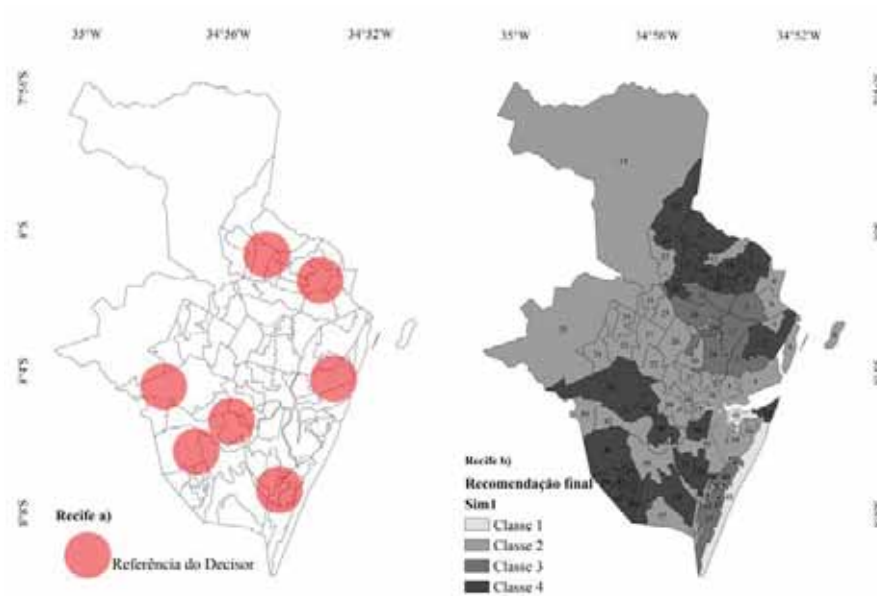


Figura 1: a) Avaliação subjetiva do Decisor e b) recomendação final na simulação 1.

A segunda simulação manteve os critérios: Renda per capita e Saneamento como ativos nas regras de decisão. Através desses critérios e que foram usados nas regras, fica evidenciado um agrupamento em grande parte das UDHs para o nível de segurança do tipo Classe 3. Observando na classificação, pode-se checar que esses pontos apresentam uma média para os critérios Renda per capita em R\$ 349,60 e percentual de saneamento básico em 85,60%, demonstrando que são valores baixos e que logo conduzem a Classe 3 para o nível de segurança.

Outro destaque se refere ao detalhamento apresentado para os locais agrupados na Classe 1. São pontos que apresentam boas condições relacionadas aos critérios usados na simulação 2 e portanto, agrupam-se como locais seguros. Isso representa a capacidade do modelo em absorver informações importantes e distingui-las das demais, evitando assim o erro de agrupar todos na Classe 3, por exemplo. A Figura 2 seguinte apresenta o resultado da simulação 2.

Figura 2: a) Avaliação subjetiva do Decisor e b) recomendação final na simulação 2.

Na simulação 3 houve uma disparidade de resultados quando comparados com a referência fornecida e quando analisadas em relação aos resultados anteriores. Algumas regiões

mais ao sul de Recife, agrupadas como áreas vermelhas, foram classificadas como Classe 1 na simulação. Isso é resultado da própria limitação do modelo, que perdeu informação com o critério Grau de escolaridade, que poderia ter participado das regras de decisão e dos próprios critérios usados e que não estavam alinhados para propor uma classificação mais próxima da realidade esperada.

Outra situação pertinente se refere a não definição de algumas UDHs, ou seja, estas não foram classificadas (verificados na região norte e sul da cidade). Essa condição é outra limitação do estudo, indicando que nem sempre haverá uma completa classificação das alternativas dado os critérios que foram utilizados. Por isso, a necessidade de explorá-los para avaliar como a recomendação final pode mudar. A Figura 3 apresenta o resultado da simulação 3.

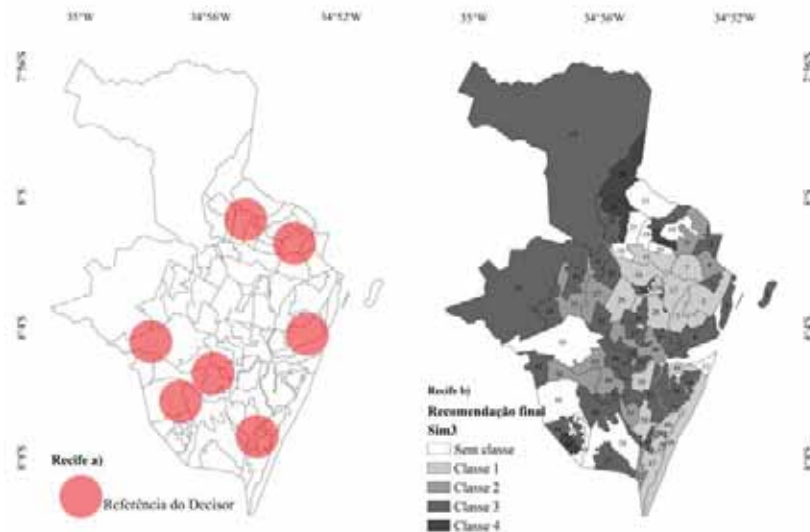


Figura 3: a) Avaliação subjetiva do Decisor e b) recomendação final na simulação 3.

Então, a manipulação dos critérios na presente adaptação feita no DRSA possibilitou observar que as mudanças na redução do intervalo de escala, facilitam o uso de outros critérios que poderiam ser usados caso todas as informações fossem utilizadas. Além disso, garante uma participação do decisor durante as fases iniciais da construção da recomendação final para o problema, dando a ele a oportunidade de selecionar critérios que poderiam ser mais ou menos importantes segundo a sua visão, mas retirando sua participação na escolha das regras de decisão afim de não tornar o processo exaustivo.

Em relação à aplicação dentro do contexto criminal, o Índice de Gini mesmo tendo sua participação reduzida na simulação 1, foi usado na construção das regras de decisão, por apresentar forte importância como fator relevante na ocorrência de crimes do tipo roubo. Nas demais simulações isso não foi observado. Destaca-se também, que as mudanças realizadas podem se tornar ferramentas estratégicas variadas, permitindo assim adotar mais de uma ação contra a criminalidade, fato que não foi observado nos estudos anteriores.

5. Considerações finais

O presente estudo procurou variar as avaliações dos exemplos de referência nos critérios no método DRSA, no sentido de contornar o esforço do decisor no momento de expressar seus conceitos sobre as relações de preferência, como comentado por alguns autores na literatura. O objetivo do DRSA é explorar as relações de preferência e criar regras de decisão para classificar o conjunto de alternativas. No presente trabalho, foi apresentada a mudança nos intervalos dos critérios que poderiam ser menos importantes segundo a opinião do decisor.

Em seguida, foi realizada uma aplicação para o caso de segurança pública, para avaliar o comportamento da sistemática proposta. Os resultados mostrados propõe que as mudanças ocasionadas no procedimento de agregação de preferências, possibilita a participação de critérios que são mais relevantes, mesmo quando sua informação passa a ser reduzida, tornando uma

aplicação robusta. Contudo, algumas informações podem ser perdidas, como observado na simulação 3, em função das limitações do modelo.

Para estudos futuros pretende-se dar continuidade na exploração das relações de preferência do DRSA, para avaliar como a recomendação final pode ser alterada, dentro dos critérios. Assim como buscar outros tipos de procedimentos de mudanças nas escalas usadas, além de explorar como as relações entre mais de um decisor podem interferir no resultado final.

Referências

Andresen, M. A. (2013), Unemployment, business cycles, crime, and the Canadian provinces, *Journal of Criminal Justice*, 41, 220-227.

Almeida-Dias, J., Figueira, J. R. e Roy, B. (2010), Electre Tric-C: A multiple criteria sorting method based on characteristic reference actions, *European Journal of Operational Research*, 204, 565-580.

Apel, R. (2013), Sanctions, perceptions, and crime: implications for criminal deterrence, *Journal of Quantitative Criminology*, 29, 67-101.

Belton, V. e Stewart, T. J. *Multiple Criteria Decision Analysis*, Kluwer Academic Publishers, Boston, 2002.

Blaszczynski, J., Greco, S., Matarazzo, B., Slowinski, R. e Szlag, M., jMAF – Dominance-based rough set data analysis framework, em Skowron, A. e Suraj, Z. (Eds.), *Rough sets and intelligent systems – Professor Zdzislaw Pawlak in memoriam*, Springer, <http://www.springer.com/br/book/9783642303432>, 185-209, 2013.

Dias, L. C. e Clímaco, J. N. (2000), Additive aggregation with variable interdependent parameters: the VIP analysis software. *Journal of the Operational Research Society*, 51, 1070-1081.

Edwards, W.; Barron, F. H. (1994), SMARTS and SMARTER: Improved Simple Method of Multiattribute Utility Measurement. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 60, 306-325.

Fajnzylber, P., Lederman, D. e Loayza, N. (2002), What causes violent crime?, *European Economic Review*, 46, 1323-1357.

Figueira, J. R., Greco, S., Roy, B. e Slowinski, R. (2013), Na overview of ELECTRE methods and their recent extensions, *Journal of Multi-Criteria Decision Analysis*, 20, 61-85.

Figueiredo, C. J. J. e Mota, C. M. M. (2014), *Anais do XVII Latin-Iberian-American Conference on Operations Research*, 1-6.

Figueiredo, C. J. J., Mota, C. M. M. e Pereira, D. V. S. (2013), *Anais do XLV Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*, 1-12.

Frank, R., Andresen, M. A. e Felson, M. (2012), The geodiversity of crime: evidence from British Columbia, *Applied Geography*, 34, 180-188.

Greco, S., Slowinski, R. e Zielniewicz, P. (2013), Putting dominance-based rough set approach and robust ordinal regression together, *Decision Support Systems*, 54, 891-903.

Greco, S., Kadzinski, M. e Slowinski, R. (2011), Selection of a representative value function in robust multiple criteria sorting, *Computers & Operations Research*, 38, 1620-1637.

Greco, S., Matarazzo, B. e Slowinski, R. (2002), Rough sets methodology for sorting problems in presence of multiple attributes and criteria, *European Journal of Operational Research*, 138, 247-259.

Greco, S., Matarazzo, B. e Slowinski, R. (2001), Rough sets theory for multicriteria decision analysis, *European Journal of Operational Research*, 129, 1-47.

Greco, S., Matarazzo, B. e Slowinski, R. (1999), Rough approximation of a preference relation by dominance relations, *European Journal of Operational Research*, 117, 63–83.

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

Kadzinski, M., Ciomek, K. e Slowinski, R. (2015), Modeling assignment-based pairwise comparisons within integrated framework for value-driven multiple criteria sorting, *European Journal of Operational Research*, 241, 830-841.

Kadzinski, M., Greco, S. e Slowinski, R. (2014a), Robust ordinal regression for dominance-based rough set approach to multiple criteria sorting, *Information Sciences*, 283, 211-228.

Kadzinski, M., Corrente, S., Greco, S. e Slowinski, R. (2014b), Preferential reducts and constructs in robust multiple criteria ranking and sorting, *OR Spectrum*, 36, 1021-1053.

Keeney, R. L. e Raiffa, H. *Decision with multiple objectives: preferences and value trade-offs*, Cambridge University Press, Cambridge, 1993.

Menezes, T., Silveira-Neto, R., Monteiro, C. e Ratton, J. L. (2013), Spatial correlation between homicide rates and inequality: evidence from urban neighborhoods, *Economic Letters*, 120, 97-99.

Mota, C. M. M. e Almeida, A. T. (2012), A multicriteria decision model for assigning priority classes to activities in Project management, *Annals of Operations Research*, 199, 361-372.

Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento (2005), *Instituto de Pesquisas Econômicas e Aplicadas e Fundação João Pinheiro*, “Atlas de Desenvolvimento Humano do Brasil, PNUD, Rio de Janeiro, 2003.

Roy, B. *Multicriteria methodology for decision aiding*, Kluwer Academic Publishers, Netherlands, 1996.

Slowinski, R., Greco, S. e Matarazzo, B. (2012), Rough set and rule-based multicriteria decision aiding, *Pesquisa Operacional*, 32, 213-269.

Soylu, B. (2011), A multi-criteria sorting procedure with Tchebycheff utility function, *Computers & Operations Research*, 38, 1091-1102.

Vetschera, R., Chen, Y., Hipel, K. W. e Kilgour, D. M. (2010), Robustness and information levels in case-based multiple criteria sorting, *European Journal of Operational Research*, 202, 841-852.