LVI SBPO SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL
DE 04 ATÉ 07 NOVEMBRO 2024
FORTALEZA | CEARÁ

UMA AVALIAÇÃO MULTICRITÉRIO DA ATRATIVIDADE DE MUNICÍPIOS

Moisés Rocha Martins de Medeiros
Universidade Federal de Pernambuco (UFPE)
Av. da Arquitetura - Cidade Universitária, Recife - PE, 50740-550
moises.rocha@ufpe.br

Amanda Gadelha Ferreira Rosa
Universidade Federal do Piauí (UFPI)
Centro de Tecnologia – Campus Ministro Petronio Portella
amanda.rosa@ufpi.edu.br

Caroline Maria de Miranda Mota
Universidade Federal de Pernambuco (UFPE)
Av. da Arquitetura - Cidade Universitária, Recife - PE, 50740-550
Caroline.mota@ufpe.br

RESUMO

A atratividade espacial é um aspecto inerente a um local, dado as suas características e ofertas de serviços. Nesse sentido, o estudo propõe o uso do método UTADIS em conjunto com sistema de informação geográfica (GIS) para a classificação de atratividade dos municípios da Região Metropolitana de Recife (RMR). Para tanto, foram utilizados como critérios dados administrativos, localização de serviço e densidade demográfica. Como resultado, foi possível identificar a classificação dos municípios mediante o espaço de soluções viáveis em que os critérios Saúde, Cultura e Habitação apresentaram a maior contribuição para a avaliação da atratividade, e isolaram na classe de mais atrativo o município de Recife com utilidade de aproximadamente 0,75, acima do limar inferior da classe de melhor avaliação. Desta forma, pode-se inferir que o investimento em critérios de maior contribuição na atratividade possui potencial na mitigação das desigualdades regionais.

PALAVRAS CHAVE. Atratividade espacial, MCDM, Planejamento urbano.

ADM – Apoio à Decisão Multicritério
AdP&ED – PO na Administração Pública e Educação

ABSTRACT

Spatial attractiveness is an inherent aspect of a location, given its characteristics and service offerings. In this context, the study proposes the use of the UTADIS method in conjunction with a Geographic Information System (GIS) to classify the attractiveness of the municipalities within the Metropolitan Region of Recife (RMR). To this end, administrative data, service location, and population density were used as criteria. As a result, it was possible to identify the classification of municipalities based on the space of viable solutions, in which the criteria of Health, Culture, and Housing made the greatest contribution to the evaluation of attractiveness. The municipality of Recife was classified as the most attractive, with a utility score of approximately 0.75, above the lower threshold of the best-rated class. Thus, it can be inferred that investment in the criteria contributing most to attractiveness has the potential to mitigate regional inequalities.

KEYWORDS. Spatial attractiveness. MCDM. Urban planning.

ADM
AdP&ED

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193419
https://proceedings.science/p/193419?lang=pt-br

1. Introdução

No contexto de cidades inteligentes, a atratividade torna-se conceito de interesse na avaliação de aspectos espaciais para a proposição de medidas de planejamento social, econômico e ambiental, que se apresentam como desafios ao desenvolvimento e planejamento urbano [Mueller et al. 2016]. Desta forma, abre-se espaço para a discussão e a identificação de áreas cuja demanda por serviços crescem em função de fatores de interesses, coletivos e/ou individuais, geralmente relacionados ao tripé alimento-energia-clima, acesso à educação, serviços médicos, turismo e transporte, e relações comerciais, profissionais e de negócios [Wu et al. 2022, Shen 2016].

A atratividade espacial não apenas modela o espaço por meio da sua influência nas dinâmicas sociais e mercadológicas [Rocle 2020], como também sofre as consequências das mudanças que ocorrem no espaço, a exemplo disso têm-se as mudanças climáticas [Lin e Wang 2023, Wang et al. 2021]. Assim, entende-se que compreender os fatores envolvidos na determinação de uma maior ou menor atratividade fornece subsídios para equalizar a disponibilidade de serviços e reduzir desigualdades entre regiões [Koylu e Guo 2013].

No Brasil, a atratividade dos municípios é avaliada pelo Instituto de Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) por meio da aplicação de questionário a três respondentes. As perguntas realizadas cobrem a temática de comércio e serviços, ensino superior, saúde, informação, cultura e esporte, e transporte [IBGE, 2020]. Nessa avaliação, os respondentes devem apontar no mínimo um e no máximo cinco municípios, portanto restrita ao passo que os respondentes serão capazes de avaliar locais previamente conhecidos por eles.

A fim de expandir a avaliação de atratividade dos municípios para além dos que são conhecidos pelos respondentes, e compreender, aprender e gerar conhecimento acerca da avaliação de atratividade de forma holística, propôs-se o uso de método multicritério de desagregação-agregação *UTilites Additives DIScriminantes* (UTADIS) [Zopounidis e Doumpos 1999] para a classificação dos municípios do estado de Pernambuco, Brasil. Para a manipulação dos dados espaciais utilizou-se Sistema de Informação Geográfica (GIS).

Do ponto de vista de planejamento público, o presente estudo contribui para a geração de conhecimento a partir da análise holística das preferências de atratividade. Serve, portanto, aos gestores públicos na tomada de decisões que geram efeitos sobre a sociedade.

Este artigo se divide em 5 seções. Nas seções 2 e 3 são apresentados o método UTADIS e a metodologia, respectivamente. Na seção 4 tem-se a aplicação do método e a discussão dos resultados. E, na seção 5 são apresentadas as observações finais.

2. Base conceitual

Os problemas de decisão, tais como o processo de avaliação da atratividade local, geralmente requerem uma análise de fatores relacionados às metas e conjunto de ações, que devem ser considerados mediante o desempenho dos critérios relacionados [Greco et al. 2011]. Isso posto, observa-se um crescente interesse por métodos que auxiliam os problemas de decisão multicritério, caracterizados pela presença de pelo menos duas alternativas e múltiplos objetivos, geralmente conflitantes entre si [Karasakal e Civelek 2021; De Almeida 2013].

De acordo com [Roy 1996], existem quatros problemáticas que são utilizadas para classificar um problema de decisão multicritério a depender da forma como o decisor almeja realizar uma comparação entre as alternativas, são elas as problemáticas de escolha, classificação, ordenação e descrição.

Alguns modelos são amplamente consolidados na literatura e apresentam seu uso a depender do tipo de problemática que se trabalha. A respeito desse fato, tem-se o modelo de valor aditivo que é considerado como sendo uma das preferências predominantes nos modelos de apoio à decisão com múltiplos critérios, o qual apresenta diferentes métodos que podem ser utilizados para efetuar esse tipo de agregação a partir dos modelos aditivos [Almeida 2013].

Uma abordagem utilizada dentro desse contexto é a abordagem holística, essa abordagem se baseia no paradigma de desagregação das preferências, inferindo assim as preferências do decisor sem requisitar um grande esforço cognitivo do mesmo. Numerosas abordagens que apoiam

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193419
https://proceedings.science/p/193419?lang=pt-br

os problemas MCDA se baseiam nesse paradigma de desagregação, utilizando assim essas informações holísticas de preferência [Macedo 2020].

2.1 Método UTADIS

O método UTADIS foi desenvolvido por [Devaud et al. 1980], sendo posteriormente refinado e utilizado para problemas de classificação [Jacquet-Lagreze e Siskos 1982]. De acordo com [Jacquet-Lagreze 1995], o UTADIS estima uma função de utilidade aditiva global, bem como os limites de utilidade que classificam as alternativas nas suas respectivas classes originais, para assim representar as preferências descritas pelo decisor, com um erro mínimo de classificação.

Inicialmente é necessário a obtenção de uma classificação predefinida das alternativas em grupos definidos de forma ordinal, a partir dessa obtenção, um modelo aditivo é desenvolvido e nesse contexto os pesos dos critérios passam a ser derivados. O UTADIS classifica essas alternativas por meio de um modelo de programação linear [Yildirim et al. 2023].

Logo, define-se $g_1, g_2, \ldots, g_m$ como sendo uma família com m critérios a serem considerados na avaliação de um subconjunto de alternativas de referência A, onde $A = \{a_1, a_2, \ldots, a_n\}$, com n alternativas agrupadas em q classes ordenadas, seguindo uma relação de preferência, tal como apresentado na Equação 1:

$$C_1 \succ C_k \succ C_q \quad k = 2, \ldots, q-1 \tag{1}$$

O método UTADIS utiliza uma forma não ponderada da função valor, de forma que a utilidade global $U(a)$ de uma alternativa $a \in A$ é obtida através da Equação 2:

$$U(a) = \sum_{i=1}^{n} u_i\,[g_i\,(\alpha)] \qquad u_i\,[g_i\,(\alpha)] = \sum_{k=1}^{j-1} w_{ik} + \frac{g_i(\alpha) - g_i^j}{g_i^{j+1} - g_i^j} w_{ij} \tag{2}$$

De acordo com [Doumpos e Zopounidis 2002], as funções de valor marginal no método UTADIS são estimadas por meio de programação linear (PL), onde uma função objetivo que depende de $\sigma^+(\alpha)$ e $\sigma^-(\alpha)$ indica o valor do desvio total, descrita na Equação 3:

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193419
https://proceedings.science/p/193419?lang=pt-br

$$Min\ F = \sum_{\alpha \in C_1} \sigma^+(\alpha) + \cdots + \sum_{\alpha \in C_k} [\sigma^+(\alpha) + \sigma^-(\alpha)] + \cdots + \sum_{\alpha \in C_q} \sigma^-(\alpha)$$

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^{m} u_i\,[g_i(\alpha)] - u_1 + \sigma^+(\alpha) \geq \delta 1, & \forall a \in C_1 \\ \left.\begin{array}{l} \sum_{i=1}^{m} u_i\,[g_i(\alpha)] - u_k + \sigma^+(\alpha) \geq \delta 1 \\ \sum_{i=1}^{m} u_i\,[g_i(\alpha)] - u_{k-1} - \sigma^-(\alpha) \leq -\delta 2 \end{array}\right\} & \forall a \in C_k \\ \sum_{i=1}^{m} u_i\,[g_i(\alpha)] - u_{q-1} - \sigma^-(\alpha) \leq -\delta 2, & \forall a \in C_q \\ \sum_{i=1}^{m} \sum_{j=1}^{a_{i-1}} w_{ij} = 1 & \\ u_k - u_{k+1} \geq s, & \forall k = 1,2,\dots,q-2 \\ w_{ij} \geq 0, \sigma^+(\alpha) \geq 0, \sigma^-(\alpha) \geq 0 & \end{cases} \quad (3)$$

onde $\delta 1, \delta 2$ e s são pequenos números positivos.

De acordo com [Doumpos e Zopounidis 1999], uma segunda etapa a ser utilizada é a análise de sensibilidade, nesse caso a programação linear descrita na Equação 3, é examinada por uma análise de pós-otimalidade, onde o novo objetivo consiste em maximizar e minimizar os pesos dos respectivos critérios e os limites de utilidade u_k, a fim de verificar a sensibilidade dos limites de utilidade. Essa nova função objetivo é descrita na Equação 4.

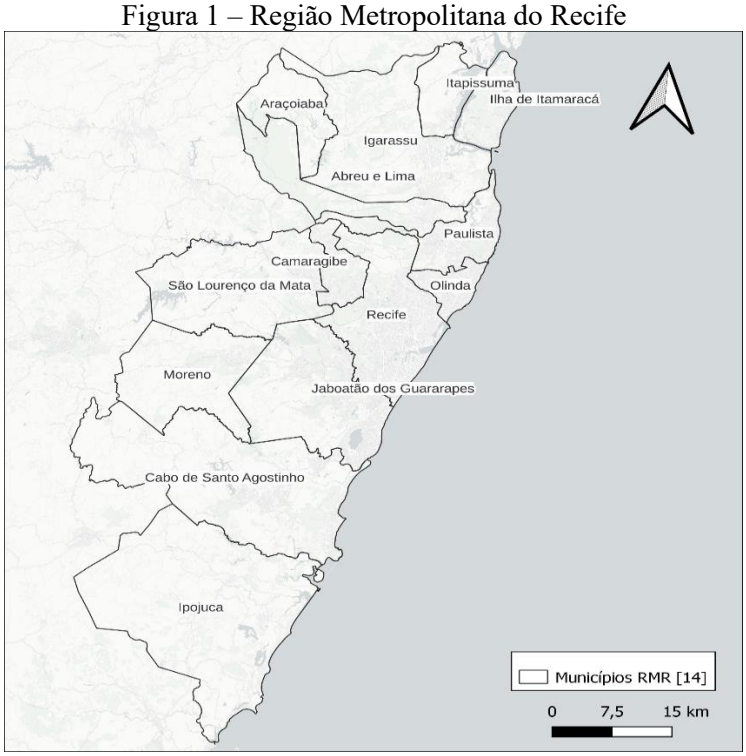
$$\max_i \left[\sum_{j=1}^{a_i-1} w_{ij} + \sum_{k=1}^{q-1} u_k\right] \ e\ \min_i \left[\sum_{j=1}^{a_i-1} w_{ij} + \sum_{k=1}^{q-1} u_k\right] \forall i. \quad (4)$$

3. Metodologia

A metodologia do estudo consiste na avaliação de atratividade dos municípios da Região Metropolitana de Recife (RMR). Com uma população de aproximadamente 3,7 milhões de habitantes, a região está localizada na região Nordeste do Brasil, no estado de Pernambuco, e compreende às cidades do Recife (capital do estado), Abreu e Lima, Araçoiaba, Cabo de Santo Agostinho, Camaragibe, Igarassu, Ipojuca, Ilha de Itamaracá, Itapissuma, Jaboatão dos Guararapes, Moreno, Olinda, Paulista, e São Lourenço da Mata (Figura 1) [IBGE 2022].

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193419
https://proceedings.science/p/193419?lang=pt-br

Figura 1 – Região Metropolitana do Recife

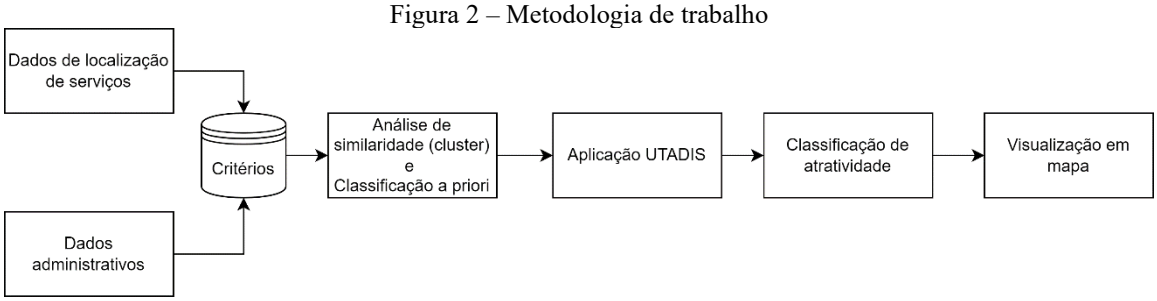


Fonte: Adaptado de [IBGE 2022]

Para a análise da situação problema, foram considerados dados administrativos contidos em [IBGE 2020; IBGE 2021] e de localização de serviços contido em [OSM 2022], onde, esses dados foram utilizados para se obter o desempenho das alternativas nos critérios analisados no estudo, esses desempenhos serão apresentados na Tabela 2.

A classificação a priori dos municípios foi definida a partir do agrupamento destes por meio da criação de clusters. Uma vez obtido os clusters, foram observadas as características dos elementos de cada grupo de forma que se pode identificar uma pré-classificação dos elementos por similaridade [Chinese e Meneghetti 2004]. Sendo assim, admitiu-se uma classificação a priori das alternativas considerando-se os dados descritivos de cada cluster, para posterior aplicação do UTADIS. A metodologia desenvolvida é sintetizada na Figura 2.

Figura 2 – Metodologia de trabalho



Fonte: Os autores (2024)

A análise de atratividade é tipicamente uma análise preferencial. Nesse sentido, na etapa de aplicação UTADIS, apresentada na Figura 2, realiza-se a análise de pós-otimalidade para a identificação de possíveis soluções viáveis e restrição dos pesos dos critérios. Dessa forma, consegue-se compreender os critérios mais relevantes no processo, e consequentemente as preferências. Após, elabora-se um mapa para a visualização da classificação das cidades quanto a

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193419
https://proceedings.science/p/193419?lang=pt-br

sua atratividade. Destaca-se a importância do mapa na facilitação da compreensão da dimensão e impactos espaciais.

4. Resultados

Como descrito na seção anterior, os dados utilizados no estudo foram retirados das seguintes bases de dados [IBGE 2020; IBGE 2021; OSM 2022]. A escolha desses dados, se baseia na metodologia de hierarquia do IBGE [IBGE 2020].

Considerando as bases descritas, foram construídos critérios para representar a avaliação da atratividade por meio de diferentes dimensões, tais como: habitação, saúde, transporte e cultura. Cada critério representa um somatório de um conjunto de ações e medidas, tais como, a legislação vigente e os instrumentos de planejamento adotadas pela gestão pública municipal, tendo como informante principal, a prefeitura, por meio dos diversos setores que a compõem.

A partir dos dados, foram construídos oito critérios para a avaliação da atratividade local das quatorze cidades situadas na RMR. Cada critério é composto por esse conjunto de ações e medidas, que somados fornecem a pontuação obtida em cada critério para cada alternativa considerada. Outros três critérios foram inseridos para complementar essa avaliação, sendo eles a densidade populacional, o produto interno bruto e a quantidade estabelecimentos voltados ao ensino superior, onde o objetivo é maximizar o desempenho dos mesmos. Os critérios considerados bem como a descrição do número de ações e medidas consideradas para critério estão dispostos na Tabela 1.

Tabela 1 – Critérios de avaliação

Código	Critério de avaliação	Quantidade de indicadores considerados
C1	Habitação	27
C2	Transporte	36
C3	Agropecuária	50
C4	Meio ambiente	46
C5	Gestão de riscos e de desastres	95
C6	Cultura	77
C7	Esporte	44
C8	Saúde	65
C9	Densidade populacional	1
C10	Produto interno bruto	1
C11	Ensino superior	1

Fonte: Os autores [2024]

A Tabela 2 a seguir, apresenta as pontuações obtidas por cada uma das quatorze alternativas consideradas nos onze critérios selecionados, bem como a classificação predefinida de cada alternativa, informação necessária para a utilização do UTADIS.

Tabela 2 – Critérios de avaliação

Alternativas	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	C11	Classe
Abreu e Lima	18	5	19	15	35	22	11	28	0,7968	1.724.258	2	3
Araçoiaba	9	10	25	19	28	11	15	36	2,173	161.884	0	4
Cabo de Santo Agostinho	12	18	26	24	43	32	21	45	0,4733	13.706.389	8	2
Camaragibe	11	10	3	23	37	32,25	14	36	3,117	2.229.680	7	3
Igarassu	4	11	20	33	33	37,25	10	31	0,39	3.471.427	3	3
Ipojuca	10	11	21	27	48	27,75	21	38	0,1899	14.929.346	4	2

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193419
https://proceedings.science/p/193419?lang=pt-br

Ilha de Itamaracá	2	6	0	15	25	27,25	8	21	0,4093	299.232	0	4
Itapissuma	15	6	17	15	29	17	10	34	0,367	2.383.641	0	3
Jaboatão dos Guararapes	14	15	6	28	44	41	15	49	2,749	16.133.556	15	2
Moreno	4	9	19	16	34	23	11	32	0,3253	892.506	0	4
Olinda	14	21	20	19	35	35,5	13	48	9,534	5.788.250	9	2
Paulista	11	6	19	16	49	27,25	13	33	3,476	5.591.652	4	2
Recife	7	19	3	26	47	43	20	48	7,59	54.970.305	66	1
São Lourenço da Mata	10	10	19	20	40	16	16	31	4,35	1.444.200	5	4

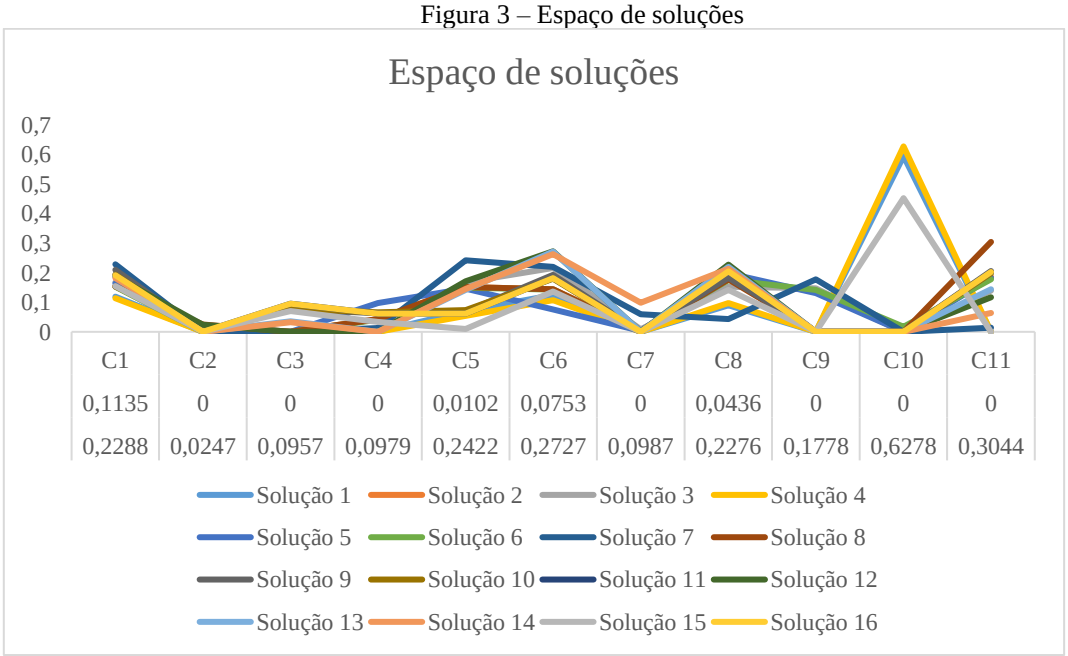
Fonte: Os autores [2024]

As alternativas acima descritas foram agrupadas em quatro classes predefinidas, onde a classe um representa a melhor classe com às alternativas com maior atratividade perante o especialista, e a classe quatro aquela com as alternativas com o menor grau de atratividade. Das quatorze alternativas, uma foi considerada como sendo da classe um, cinco alternativas como sendo da classe dois, quatro alternativas da classe três, e por fim as demais foram agrupadas na última classe.

Para a aplicação do UTADIS, o número de subintervalos considerado para o critério C7 foi de quatro subintervalos, os demais critérios tiveram três subintervalos cada. Aos parâmetros $\delta 1, \delta 2$ e s foi atribuído o valor de 0,05. Sendo assim, o modelo de programação linear descrito na Equação 3, bem como a análise de sensibilidade com o objetivo descrito na Equação 4 foram então resolvidos utilizando a linguagem de programação Python.

Os resultados obtidos para os parâmetros descritos acima, considerando a solução obtida através da Equação 3, bem como os intervalos encontrados para cada critério considerado na Equação 4, podem ser visualizados a seguir. Cada solução apresenta um conjunto de possíveis pesos para cada critério, de tal forma, que todos esses conjuntos atendem as condições do modelo. Ao todo dezesseis conjuntos de pesos foram encontrados, sendo que os mesmos e os seus respectivos intervalos de variação para cada critério estão contidos na Figura 3.

Figura 3 – Espaço de soluções



Fonte: Os autores [2024]

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193419
https://proceedings.science/p/193419?lang=pt-br

Considerando a média das soluções obtidas por meio da Equação 4, foi gerada uma classificação das cidades consideradas de acordo com suas utilidades globais e os limites de utilidade $u_1, u_2 \, e \, u_3$ médios, calculados pelo método UTADIS. Esse resultado é apresentado na Tabela 3.

Tabela 3 – Utilidades obtidas no UTADIS

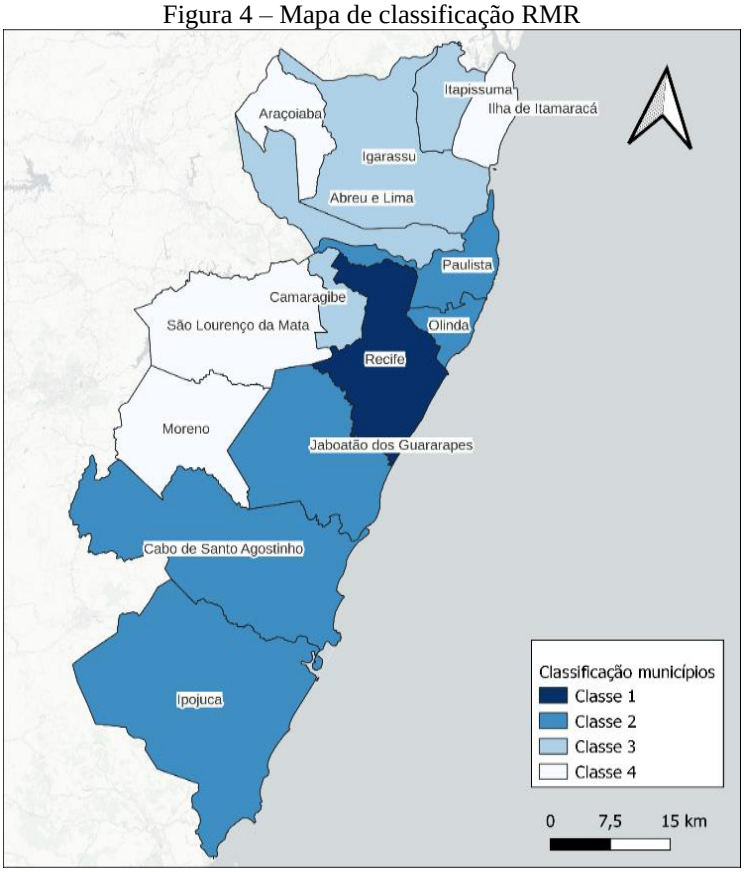
Alternativa	Classe pré-definida	Utilidade	Classe estimada
Recife	1	0,7488	1
Limite de utilidade u1		0,6387	
Jaboatão dos Guararapes	2	0,5885	2
Olinda	2	0,5385	2
Ipojuca	2	0,5308	2
Cabo de Santo Agostinho	2	0,5165	2
Paulista	2	0,4893	2
Limite de utilidade u2		0,4393	
Camaragibe	3	0,3844	3
Abreu e Lima	3	0,378	3
Igarassu	3	0,3714	3
Itapissuma	3	0,3714	3
Limite de utilidade u3		0,3213	
Moreno	4	0,2715	4
São Lourenço da Mata	4	0,2715	4
Araçoiaba	4	0,2501	4
Ilha de Itamaracá	4	0,1146	4

Fonte: Os autores [2024]

Conforme os resultados médios alcançados e descritos na Tabela 3, pode-se observar que para a classificação pré-estabelecida não foram encontrados erros de classificação. Adicionalmente, nota-se que a alternativa Recife tem a maior utilidade dentre as alternativas consideradas, tendo uma utilidade de 0,7488, na classe 2 a alternativa com a maior utilidade é Jaboatão dos Guararapes com utilidade igual a 0,5885. Dentre as alternativas consideradas, aquela com a pior utilidade é a alternativa Ilha de Itamaracá, com utilidade igual a 0,1146. A Figura 4 apresenta, visualmente, a classificação dos municípios.

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193419
https://proceedings.science/p/193419?lang=pt-br

Figura 4 – Mapa de classificação RMR



Fonte: Os autores [2024]

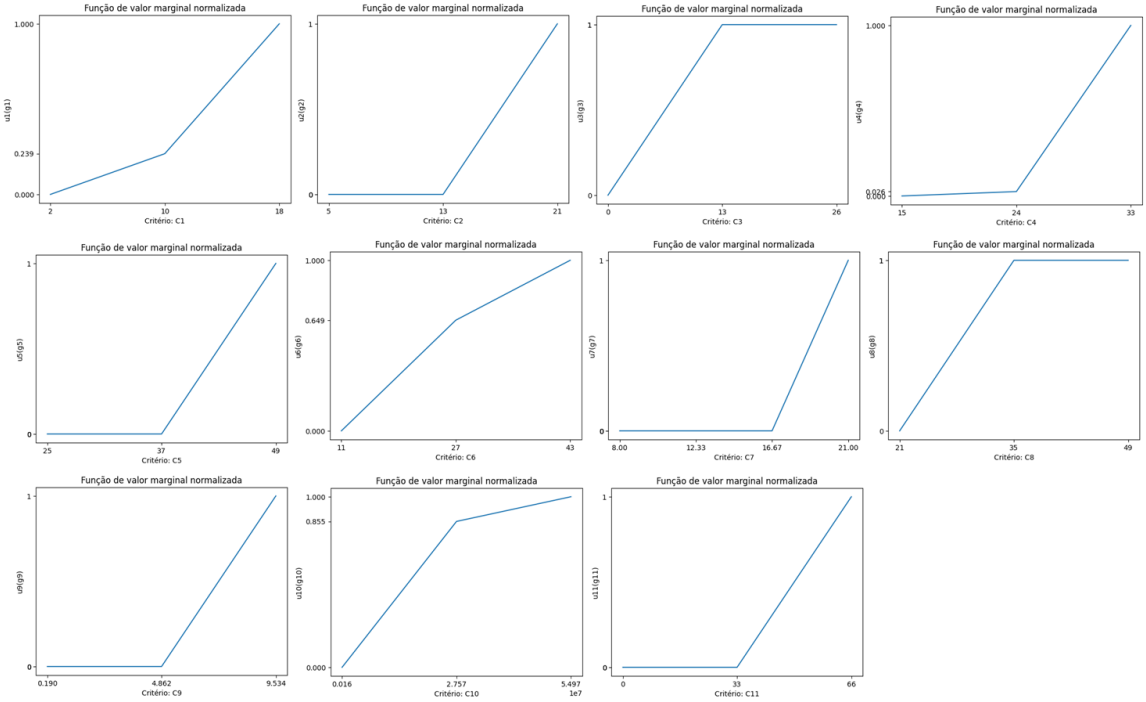
A contribuição média de cada critério para os resultados encontrados pode ser observada a partir da seguinte função de utilidade aditiva, descrita na Equação 5:

$$U(a) = 0.1743u_1(g_1) + 0.0022u_2(g_2) + 0.0328u_3(g_3) + 0.0406u_4(g_4) + 0.1194u_5(g_5) + 0.1748u_6(g_6) + 0.0091u_7(g_7) + 0.1804u_8(g_8) + 0.0585u_9(g_9) + 0.0584u_{10}(g_{10}) + 0.1495u_{11}(g_{11}) \quad (5)$$

Esses coeficientes representam o peso médio de cada um dos critérios considerados. Esses pesos auxiliam no processo de compreensão da contribuição ofertada por cada critério perante esse processo de classificação. Os critérios C8 (Saúde), C6 (Cultura) e C1 (Habitação) apresentam a maior contribuição para a avaliação da atratividade local, tendo respectivamente os seguintes pesos 0,1804, 0,1784 e 0,1743. Os critérios com a menor contribuição são C2 (Transporte) e C7 (Esporte), tendo respectivamente os seguintes pesos 0,0022 e 0,0091. A Figura 5 apresenta as utilidades marginais dos critérios avaliados.

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193419
https://proceedings.science/p/193419?lang=pt-br

Figura 5 - Utilidades marginais dos critérios



Fonte: Os autores [2024]

5.Conclusões

A análise possibilitou a classificação dos municípios da RMR sem a presença de erros de classificação, perante o método utilizado e a classificação previamente estabelecida, sendo possível também obter a média das contribuições deferidas por cada critério considerado no estudo, informação essa que possibilita a visualização do impacto provocado pelo critério, ao gerar um maior apelo a um local em detrimento de outro. No estudo em questão, identificou-se que os critérios com maior contribuição são justamente os relacionados à saúde, habitação e cultura, corroborando com a visão de que as pessoas buscam por bem-estar. Note-se que o critério de transporte possui menor contribuição à atratividade, nesse sentido acredita-se que esse resultado se deve em parte pela própria análise ser restrita a uma região metropolitana, cujos fluxos interurbanos são integrados.

Deste modo, sugere-se para trabalhos futuros a análise de regiões com maior heterogeneidade, para geração de insights que contemplem uma maior diversidade espacial, econômica, ambiental e social, bem como a análise do impacto provocado pelas múltiplas soluções concebidas pelo modelo, conforme demonstrado na Figura 3, já que cada um dos conjuntos de pesos concebidos atendem as condições do modelo. Desta forma, pode-se pensar em ações de interiorização de forma a descentralizar de capitais e regiões metropolitanas a prestação de serviços que estimulem efetivamente a geração de renda, emprego, e bem-estar de maneira sustentável, diminuindo por exemplo, a necessidade de grandes deslocamentos para atendimentos de serviços essenciais, e de urgência e emergência.

Agradecimentos

Este estudo recebe apoio do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq).

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193419
https://proceedings.science/p/193419?lang=pt-br

Referências

Chinese, D., & Meneghetti, A. (2004). Energy analysis in industrial districts: a statistics-based approach. International Journal of Global Energy Issues, 21(4), 315. doi:10.1504/ijgei.2004.005824

De Almeida, A. T. (2013). Processo de Decisão nas Organizações: Construindo Modelos de Decisão Multicritério. São Paulo: Editora Atlas.

Devaud, J. M., Groussaud, G., & Jacquet-Lagreze, E. (1980). UTADIS: Une méthode de construction de fonctions d'utilité additives rendant compte de jugements globaux. European Working Group on Multicriteria Decision Aid, Bochum, 94, 285-298.

Doumpos, M., & Zopounidis, C. (2002). Multicriteria decision aid classification methods (Vol. 73). Springer Science & Business Media.

Greco, S., Kadziński, M., & SŁowiński, R. (2011). Selection of a representative value function in robust multiple criteria sorting. Computers & Operations Research, 38(11), 1620-1637.

IBGE. (2020). Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Disponível em: https://www.ibge.gov. br/en/home-eng.html. Acesso em: 29/06/2024

IBGE. (2020). Regiões de influência das cidades: 2018. Coordenação de Geografia. Rio de Janeiro: IBGE.

IBGE. (2021). Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Disponível em: https://www.ibge.gov. br/en/home-eng.html. Acesso em: 29/06/2024

IBGE. (2022). Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Disponível em: https://www.ibge.gov. br/en/home-eng.html. Acesso em: 02/12/2022

Jacquet-Lagreze, E. (1995). An application of the UTA discriminant model for the evaluation of R&D projects. Advances in multicriteria analysis, 5, 203-211.

Jacquet-Lagreze, E., & Siskos, J. (1982). Assessing a set of additive utility functions for multicriteria decision-making, the UTA method. European journal of operational research, 10(2), 151-164.

Karasakal, E., & Civelek, M. (2021). A distance based multiple criteria sorting method without class thresholds. Journal of Multi-Criteria Decision Analysis, 28(3-4), 134-143.

Koylu, C., & Guo, D. (2013). Smoothing locational measures in spatial interaction networks. Computers, Environment and Urban Systems, 41, 12-25.

Lin, C. H., & Wang, W. C. (2023). Impacts of climate change knowledge on coastal tourists' destination decision-making and revisit intentions. Journal of Hospitality and Tourism Management, 56, 322-335.

MACEDO, P. P. D. (2020). Supporting government's actions to reach energy efficiency: the motor replacement problem.

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193419
https://proceedings.science/p/193419?lang=pt-br

Mueller, C., Klein, U., & Hof, A. (2016). Smart planning: Different participation methods for evaluating spatial attractiveness. In REAL CORP 2016–SMART ME UP! How to become and how to stay a Smart City, and does this improve quality of life? Proceedings of 21st International Conference on Urban Planning, Regional Development and Information Society (pp. 643-652). CORP–Competence Center of Urban and Regional Planning.

OSM. (2022). OpenStreetMaps. Disponível em: https://www.openstreetmap.org/#map=6/-4.193/-35.244. Acesso em: 23/02/2022

Rocle, N., Rey-Valette, H., Bertrand, F., Becu, N., Long, N., Bazart, C., ... & Lautrédou-Audouy, N. (2020). Paving the way to coastal adaptation pathways: An interdisciplinary approach based on territorial archetypes. Environmental Science & Policy, 110, 34-45.

Roy, B. (2013). Multicriteria methodology for decision aiding (Vol. 12). Springer Science & Business Media.

Shen, J. (2017). Modelling interregional migration in China in 2005–2010: The roles of regional attributes and spatial interaction effects in modelling error. Population, Space and Place, 23(3), e2014.

Wang, W. C., Lin, C. H., Lu, W. B., & Lee, S. H. (2021). When destination attractiveness shifts in response to climate change: tourists' adaptation intention in Taiwan's Kenting National Park. In Current Issues in Asian Tourism: Volume II (pp. 149-170). Routledge.

Wu, Y., Wei, Y. D., Li, H., & Liu, M. (2022). Amenity, firm agglomeration, and local creativity of producer services in Shanghai. Cities, 120, 103421.

Yildirim, Y., Ulucan, A., & Atici, K. B. (2023). Classifying Scuba Diving Sites through Diver Reviews with a Web Scraping Based UTADIS Application. Croatian Operational Research Review, 14(2), 137-148.

Zopounidis, C., & Doumpos, M. (1999). A multicriteria decision aid methodology for sorting decision problems: The case of financial distress. Computational Economics, 14, 197-218.

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193419
https://proceedings.science/p/193419?lang=pt-br