57º SBPO
SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL
Gramado • RS
DE 5 A 9 DE OUTUBRO DE 2025

AVALIAÇÃO MULTICRITÉRIO DA ATRATIVIDADE ESPACIAL DOS MUNICÍPIOS DE PERNAMBUCO

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

Compreender os motivos pelos quais um determinado local é considerado atraente é essencial, embora diversos fatores possam influenciar a atratividade de uma cidade. Diante disso, este estudo propõe um modelo de aprendizagem para análise da atratividade espacial, visando à classificação dos municípios do estado de Pernambuco, Brasil, por meio de uma abordagem multicritério, utilizando o método UTADIS integrado ao sistema de informações geográficas (GIS). Para tanto, foram utilizados os dados da base da REGIC 2018. Como resultado, foi possível classificar as 168 alternativas analisadas em cinco grupos de atratividade, sem ocorrência de erros de classificação. Os critérios C11 (Coeficiente de Centralidade de Gestão Pública) e C10 (Índice de Atração Temática para Transporte Público) apresentaram as maiores contribuições na avaliação da atratividade espacial. Por fim, destaca-se que a classificação gerada apresenta uma distribuição ligeiramente mais equilibrada em comparação àquela resultante do estudo da REGIC.

PALAVRAS CHAVE. Atratividade espacial. Análise multicritério. Planejamento regional

ADM – Métodos Multicritério para Ajuda de Tomada de Decisão

ABSTRACT

Understanding the reasons why a particular location is considered attractive is essential, although various factors can influence a city's attractiveness. In this context, the present study proposes a learning-based model for analyzing spatial attractiveness, aiming to classify the municipalities of the state of Pernambuco, Brazil, using a multicriteria approach through the UTADIS method integrated with Geographic Information Systems (GIS). To this end, data from the 2018 REGIC database were used. As a result, it was possible to classify the 168 alternatives analyzed into five attractiveness groups, with no classification errors. Criteria C11 (Public Management Centrality Coefficient) and C10 (Thematic Attraction Index for Public Transport) showed the greatest contributions to the assessment of spatial attractiveness. Finally, it is worth noting that the classification generated by the model presents a slightly more balanced distribution compared to that of the REGIC study.

KEYWORDS. Spatial Attractiveness. Multicriteria Analysis. Regional Planning

ADM

1. Introdução

Compreender os motivos pelos quais um determinado lugar é atraente é algo essencial para regiões que sofrem com problemas do eixo econômico e social, tais como declínio populacional e escassez de mão de obra. Além disso, a atratividade de um lugar pode se modificar ao longo do tempo, devido a razões como investimentos em infraestrutura, mudanças climáticas, crises econômicas ou intervenções políticas [Ulceluse et al. 2022].

Os fatores relacionados a atratividade de uma cidade podem ser agrupados em fatores estáticos e variáveis, os fatores estáticos são intrínsecos a cidade, atribuindo assim uma identidade específica a tal localidade, como, por exemplo, a sua localização geográfica e os seus recursos naturais disponíveis. Os fatores variáveis são mutáveis, sendo assim implementados/modificados com o intuito de ganhar ou manter um certo nível de atratividade, como a suficiência de serviços sociais e de saúde [Snieska e Zykiene 2015].

De acordo com [Baslé 2021], existem diversos fatores potenciais de atratividade em uma cidade. O autor destaca ainda que, entre o período de 1975 a 2000, boa parte desses indicadores considerava somente medidas demográficas e socioeconômicas. Todavia, essa atratividade depende também da relação existente entre o centro urbano e suas redes geográficas. Para [Cheng e Chen 2024], a construção de uma estrutura que possa aferir consistentemente a atratividade de uma cidade, apontando os seus fatores influentes, é de grande importância. Porém [Kourtit et al. 2021], destacam que não se têm muitos modelos transparentes que realizem a mensuração da atratividade de uma cidade, assim, modelos alternativos de planejamento passaram a ser considerados, tais como o planejamento comunicativo amparado pela participação pública.

No Brasil o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) por meio da publicação Regiões de Influência das Cidades (REGIC), em sua edição mais recente [IBGE 2020], realizada em 2018, classifica todas as cidades brasileiras, de forma hierárquica, mediante as funções de gestão que cada centro urbano exerce sobre os demais centros, considerando sua posição predominante em atividades empresariais e de gestão pública, em função da sua atratividade ao prover bens e serviços para outras cidades.

Considerando que essa hierarquização engloba todo o território nacional, em um país de grande extensão territorial como o Brasil, que detém 5.570 municípios, conforme o [IBGE 2024], essa análise abrangente pode dificultar o entendimento de algumas especificidades, considerando um âmbito regional. Esse aspecto é observado pela dificuldade de diferenciação de municípios, especialmente nas regiões Norte e Nordeste, que possuem menores índices de desenvolvimento humano e social. Nesse contexto, entende-se a necessidade de se elaborar uma estrutura que complemente a abordagem realizada pelo IBGE perante a sua atratividade espacial, tendo como foco uma análise centrada na classificação dos municípios nas unidades federativas do país. Havendo, assim, margem para a construção de um aporte teórico sistemático e replicável que sustente a tomada de decisão, explorando os critérios previamente considerados no estudo do IBGE.

Deste modo, busca-se elaborar um modelo de aprendizagem para análise de atratividade espacial, visando a classificação das cidades do estado de Pernambuco, Brasil, por meio de uma abordagem multicritério integrada a utilização do GIS. O modelo proposto adapta o método *UTilites Additives DIScriminantes* (UTADIS), proposto por [Devaud et al. 1980], derivando melhores soluções, capazes de diferenciar os municípios do estado de Pernambuco.

Este estudo auxilia decisões de caráter estratégico em um cenário estadual, permitindo diagnosticar a situação dos municípios diante da sua atração exercida a indivíduos de centros urbanos vizinhos.

2. Método UTADIS

Dentre os métodos de apoio a decisão multicritério (MCDA), destacam-se aqueles que utilizam julgamentos holísticos derivados de um subconjunto das alternativas de ação, em um processo de aprendizagem. Entre esses, encontram-se os métodos da família UTA [Da Silva et al. 2022]. Os métodos dessa família de métodos são fundamentados em uma elicitação indireta, o que

demanda menor esforço cognitivo do decisor. O modelo de preferência é construído a partir das alternativas de referência, buscando assim representar os julgamentos holísticos expressos nesses exemplos [Greco et al. 2024].

O método UTADIS (UTilites Additives DIScriminantes), uma variante do UTA, é orientado a problemas de classificação, sendo apresentado inicialmente por [Devaud et al. 1980], e posteriormente refinado por [Jacquet-Lagreze e Siskos 1982]. O método utiliza uma análise de desagregação de preferências por meio de técnicas baseadas em regressão. Em outras palavras, os parâmetros do modelo de decomposição de utilidade são determinados a partir das preferências declaradas pelo decisor em relação a um conjunto de alternativas de referência. A partir dessas declarações, é estimada uma função aditiva que representa, da forma mais consistente possível, as preferências do tomador de decisão [Zopounidis e Doumpos 2000].

Ao considerar A_R como sendo um subconjunto com n alternativas de referência, onde $A_R = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ é descrito por uma família de m critérios de avaliação $g_1, g_2, \dots, g_m$. De tal forma que, as alternativas contidas em A_R devem ser classificadas pelo decisor em q classes ordenadas C_1, C_k, C_q, seguindo uma relação de preferência onde C_k é preferível a C_{k+1}, para $k = 2, \dots, q-1$ e os pesos para cada critério m analisado podem ser calculados conforme a Equação 1:

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

De tal forma que, a utilidade global $U(a)$ de uma alternativa $a \in A_R$ tem a seguinte forma aditiva, exposta na Equação 2:

$$U(a) = \sum_{i=1}^{n} u_i\,[g_i\,(\alpha)] \tag{2}$$

Assim, de acordo com a formulação de [Doumpos e Zopounidis 2002], as funções de valor marginal no método UTADIS são calculadas por meio de programação linear (PL), na qual uma função objetivo, dependente de $\sigma^+(\alpha)$ e $\sigma^-(\alpha)$, indica o valor do desvio total, conforme descrito na Equação 3:

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

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

[Esmaelian et al. 2016] ressaltam que é necessário dividir o intervalo $[g_{i_*}, g_{i^*}]$ de cada critério em alguns subintervalos, de modo que a estimativa das funções de utilidade marginal dependa da quantidade de intervalos definidos. Vale salientar que as funções estimadas são lineares por partes. [Zopounidis e Doumpos 2001] destacam que, para garantir que haja uma desigualdade estrita entre $U(a)$ e u_{k-1} deve-se adicionar uma pequena constante positiva δ, além disso, um número real positivo s deve ser fornecido, o mesmo assegura a existência de uma desigualdade estrita entre limiares de utilidade, onde $s > \delta 1, \delta 2$.

[Beuthe e Scannella 2001] destacam que quando a função objetivo da Equação 3 é igual a 0, ou seja, $F = 0$, qualquer solução pertencente ao conjunto convexo de soluções admitidas pelas restrições do modelo fornece uma classificação idêntica àquela especificada no grupo de referencia A_R.

Para explorar o impacto de outras soluções ótimas ou quase ótimas, geradas pelo método UTADIS, é necessário conduzir uma análise de sensibilidade. [Zopounidis e Doumpos 2000] destacam que, por meio da análise de sensibilidade, o analista pode examinar diferentes cenários, determinando intervalos para as utilidades marginais e os limites de utilidade, a fim de avaliar como possíveis alterações nos pesos dos critérios de avaliação podem impactar a decisão final. Esse processo é descrito na Equação 4.

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

3. Metodologia proposta para análise de atratividade espacial

A metodologia do estudo consiste na avaliação da atratividade espacial dos municípios e Arranjos Populacionais que compõem o estado de Pernambuco perante o estudo da REGIC. Segundo o [IBGE 2024], Pernambuco possui uma população estimada em 9.539.029 habitantes, distribuídos por uma área territorial de 98.067,877 km².

De forma resumida a Figura 1 ilustra o procedimento metodológico implementado neste estudo.

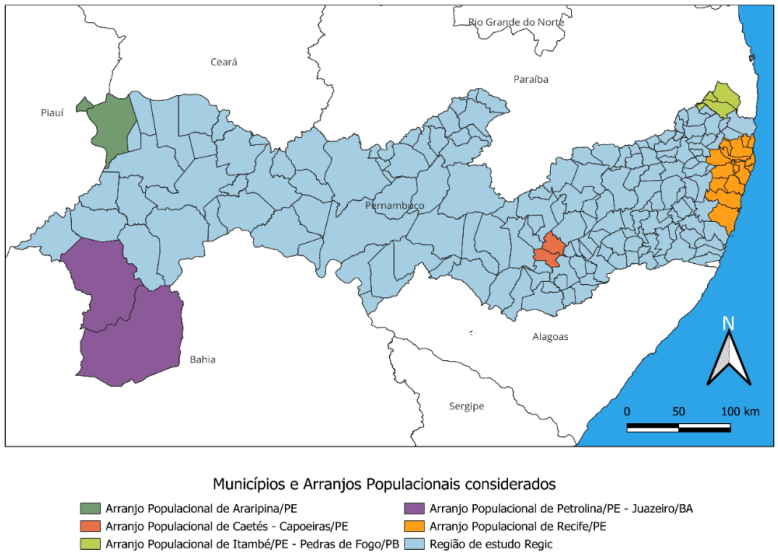
Figura 1 – Metodologia de trabalho



Fonte: Os autores (2025)

A área de estudo, conforme o REGIC, conta com 163 cidades e 5 Arranjos populacionais, totalizando assim 168 alternativas. A disposição espacial dos municípios e Arranjos Populacionais avaliados neste estudo pode ser visualizada na Figura 2.

Figura 2 - Municípios e Arranjos Populacionais considerados



Fonte: Os autores (2025)

Para classificar as regiões descritas na Figura 2, foram considerados os dados da base de dados utilizada na REGIC 2018, contidos em [IBGE 2020]. Esses dados foram utilizados para determinar o espaço de consequências, contendo o desempenho das alternativas em relação aos critérios analisados no estudo. Os critérios e seus valores máximos g_{i^*}, considerando que todos possuem direção de preferência de maximização, estão expostos na Tabela 1. Os valores mínimos g_{i_*} são nulos em todos os casos.

Tabela 1 - Critérios de avaliação

Código	Critério de avaliação	gi^*
C1	Índice de atração temática para compra de vestuário e calçados	1756220
C2	Índice de atração temática para compra de móveis e eletroeletrônicos	1323849
C3	Índice de atração temática para saúde de baixa e média complexidades	1296375
C4	Índice de atração temática para saúde de alta complexidade	3738409
C5	Índice de atração temática para ensino superior	1244190
C6	Índice de atração temática para atividades culturais	1227639
C7	Índice de atração temática para atividades esportivas	2544243
C8	Índice de atração temática para aeroporto	4422081
C9	Índice de atração temática para jornais	2693876
C10	Índice de atração temática para transporte público	492353
C11	Coeficiente de Centralidade de Gestão Pública	56
C12	Coeficiente de Intensidade da Gestão Empresarial	9583

Fonte: Os autores (2025)

Essa definição do espaço de consequências é fundamental para o bom funcionamento do método. Nos casos em que as alternativas do grupo de referência A_R não conseguem refletir os desempenhos máximos e mínimos de cada critério para todo o grupo A, recomenda-se o uso de alternativas fictícias que representem esses desempenhos.

Os nove critérios iniciais, C1-C9, expressam as relações de proximidade aferidas por um questionário aplicado pelo IBGE via um questionário. O critério C10 foi adaptado de uma pesquisa

anterior do IBGE sobre Ligações Rodoviárias e Hidroviárias, visando identificar as principais conexões entre os municípios por meio do transporte público. O critério C11 reflete o impacto gerado pelas atividades vinculadas às instituições públicas. Por fim, o critério C12 considera o impacto provocado pela quantidade de empresas, sendo elas sede ou uma filial, na cidade ou Arranjo populacional.

O processo de aprendizagem se dá através de um bom conjunto de alternativas de referência. Neste estudo, alternativas que compõem o grupo de referência foram selecionas mediante uma análise de cluster, que permitiu a seleção de um grupo de referência com características distintas, garantindo assim uma boa representação do grupo de alternativas. Como resultado, o grupo de referência é composto por 19 das 168 alternativas, selecionadas de forma a garantir que os desempenhos nos critérios avaliados sejam representativos diante das demais áreas do estado. Essas alternativas foram selecionadas por refletirem de maneira adequada as características essenciais do conjunto total, proporcionando assim uma amostra que descreve fielmente o contexto das 168 alternativas analisadas.

As alternativas que compõem esse grupo são: Arranjo Populacional do Recife/PE (A1), Caruaru (A2), Arcoverde (A3), Serra Talhada (A4), Goiana (A5), Gravatá (A6), Nazaré da Mata (A7), Petrolândia (A8), Santa Cruz do Capibaribe (A9), São José do Egito (A10), Surubim (A11), Altinho (A12), Barra de Guabiraba (A13), Bom Jardim (A14), Brejinho (A15), Gameleira (A16), Panelas (A17), Santa Cruz da Baixa Verde (A18) e Sertânia (A19).

A classificação a priori das alternativas contidas no grupo de referência teve como base a classificação disponibilizada pelo estudo da REGIC, complementada por uma análise de dados para ajustar a categorização de algumas alternativas. Análises prévias indicaram que certas alternativas não apresentavam um comportamento condizente com as classes estabelecidas pelo estudo da REGIC. Esse desvio pode estar relacionado às particularidades de uma análise regional em comparação a uma abordagem mais ampla, de caráter nacional, como a adotada no estudo da REGIC.

As classes foram determinadas por ordem de importância, ou seja, a classe 1 representa o grupo de alternativas com maior atratividade espacial, enquanto a classe 5 corresponde ao oposto, agrupando as alternativas com a menor atratividade. Uma vez definidas as alternativas de referência, estas foram avaliadas em relação a cada um dos 12 critérios, cujos desempenhos estão apresentados no Quadro 1, nos Apêndices. Para todos os critérios, considerou-se um total de cinco intervalos. Os demais parâmetros necessários, bem como a classificação a priori dessas alternativas, estão apresentados na Tabela 2.

Tabela 2 – Parâmetros e classificação a priori

Parâmetro	**Valor considerado**
s	0,1
$\delta 1 = \delta 2$	0,05
Classe a priori	**Alternativas**
Classe 1	A1
Classe 2	A2
Classe 3	A3; A4
Classe 4	A5; A6; A7; A8; A9; A10; A11
Classe 5	A12; A13; A14; A15; A16; A17 A18; A19

Fonte: Os autores (2025)

Vale salientar que a etapa Aplicação do UTADIS, apresentada na Figura 2, engloba a análise de sensibilidade detalhada na Equação 4. O método UTADIS é aplicado a um conjunto de referência A_R visando a construção de uma função de utilidade aditiva, não linear, para a

classificação das alternativas nos grupos preestabelecidos [Doumpos e Zopounidis 2004]. Após isso, o modelo desenvolvido é extrapolado para as demais alternativas contidas em A, visando a generalização do modelo de classificação. Dessa forma, é possível obter a classificação de todas as alternativas e as suas respectivas pontuações de acordo com suas utilidades globais [Zopounidis e Doumpos 2001]. Salienta-se que a condição para a utilização do modelo aditivo, a independência preferencial, foi previamente verificada.

4. Resultados

Com base no grupo de referência, nos parâmetros descritos e na formulação do método UTADIS, realizou-se a implementação. O modelo possibilitou a classificação das alternativas de referência em relação à sua atratividade espacial, sem erros de classificação. Isso indica que o valor do desvio total, representado pela função objetivo descrita na Equação 3, foi igual a zero.

A classificação resultante do método, juntamente com as utilidades de cada alternativa e os limiares de utilidade, está apresentada na Tabela 3. Vale ressaltar que os valores de utilidade das alternativas, assim como os demais resultados apresentados nesta seção, consideram o desempenho médio obtido por cada solução encontrada por meio da análise de pós-otimalidade, conforme descrito na Equação 4.

Tabela 3 - Classificação das alternativas de referência

Alternativas	Classe pré-definida	Utilidade	Classe estimada
Arranjo Populacional do Recife/PE	1	1	1
Limiar de utilidade u1		0,9492	
Caruaru	2	0,8992	2
Limiar de utilidade u2		0,7524	
Arcoverde	3	0,6168	3
Serra Talhada	3	0,586	3
Limiar de utilidade u3		0,5097	
Goiana	4	0,426	4
Surubim	4	0,3843	4
Nazaré da Mata	4	0,3231	4
Gravatá	4	0,2395	4
Petrolândia	4	0,2218	4
Santa Cruz do Capibaribe	4	0,1979	4
São José do Egito	4	0,1972	4
Limiar de utilidade u4		0,1472	
Gameleira	5	0,0907	5
Sertânia	5	0,0969	5
Panelas	5	0,0783	5
Bom Jardim	5	0,0648	5
Altinho	5	0,0455	5
Santa Cruz da Baixa Verde	5	0,019	5
Barra de Guabiraba	5	0,0048	5
Brejinho	5	0,0032	5

Fonte: Os autores (2025)

Observa-se que o Arranjo Populacional do Recife/PE apresenta a maior utilidade entre todas as alternativas consideradas, com um valor igual a 1. Isso indica que essa alternativa alcançou desempenho máximo em todos os critérios considerados, conforme a escala estabelecida no modelo. Entre as alternativas avaliadas, a que apresenta a menor utilidade é a alternativa Brejinho, com um valor aproximado de 0,0032.

As ponderações médias para os subintervalos definidos para cada critério, resultando no peso médio do critério, sendo utilizadas para calcular a pontuação de utilidade obtida por cada alternativa, estão descritas no Quadro 2.

Quadro 2 - Pesos médios dos critérios

Critério	W0	W1	W2	W3	W4	Peso
C1	0,0000	0,0333	0,0000	0,0000	0,0000	0,0333
C2	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0022	0,0022
C3	0,0000	0,0006	0,0000	0,0000	0,0027	0,0033
C4	0,0000	0,0007	0,0025	0,0000	0,0000	0,0032
C5	0,0000	0,0006	0,0000	0,0000	0,0000	0,0006
C6	0,0000	0,0001	0,0000	0,0000	0,0020	0,0021
C7	0,0000	0,0010	0,0000	0,0000	0,0023	0,0033
C8	0,0000	0,0000	0,0153	0,0000	0,0000	0,0153
C9	0,0000	0,0026	0,0000	0,0000	0,0000	0,0026
C10	0,0000	0,3261	0,0000	0,0000	0,0000	0,3261
C11	0,0000	0,5353	0,0000	0,0000	0,0025	0,5378
C12	0,0000	0,0702	0,0000	0,0000	0,0000	0,0702

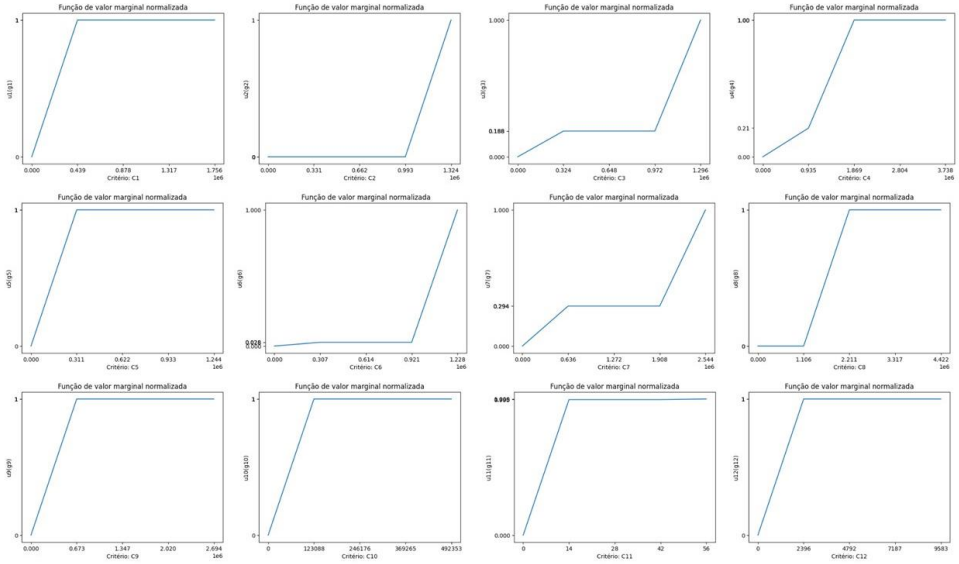
Fonte: Os autores (2025)

Esses coeficientes representam a média das contribuições deferidas por cada critério considerado no estudo perante a avaliação da atratividade espacial. Informação essa que possibilita a visualização do impacto provocado pelo critério, ao gerar um maior apelo a um local em detrimento de outro. Os critérios C11 (Coeficiente de Centralidade de Gestão Pública) e C10 (Índice de Atração Temática para Transporte Público) apresentaram as maiores contribuições para a avaliação da atratividade espacial, com pesos de 0,5378 e 0,3261, respectivamente. Por outro lado, os critérios com menor influência foram C5 (Índice de Atração Temática para Ensino Superior) e C6 (Índice de Atração Temática para Atividades Culturais), com pesos de 0,0006 e 0,0021, respectivamente.

O método UTADIS estabelece uma função de utilidade linear por partes para cada critério avaliado [Soylu e Kapan Ulusoy 2011]. Essas funções de utilidade marginal $u_i(g_i)$ apresentam um formato linear por partes, onde para cada critério de avaliação g_i o intervalo $[g_{i_*}, g_{i^*}]$ é dividido conforme o número de intervalos, indicado para cada critério, dessa forma a função de utilidade linear por partes é estimada, se aproximando da função real [Doumpos e Zopounidis 2004].

Neste estudo as funções marginais serão normalizadas através do procedimento de normalização 1 descrito em [De Almeida 2013]. De tal forma que o elemento de menor preferência passa a ter um valor igual a 0 e o de maior preferência passa a ter um valor igual a 1. Assim a escala de avaliação passa a utilizar um intervalo (0,1), onde cada valor representa um percentual da faixa de variação entre o valor máximo e o valor mínimo. A Figura 3 apresenta as utilidades marginais normalizadas dos critérios avaliados.

Figura 3 - Utilidades marginais normalizadas dos critérios



Fonte: Os autores (2025)

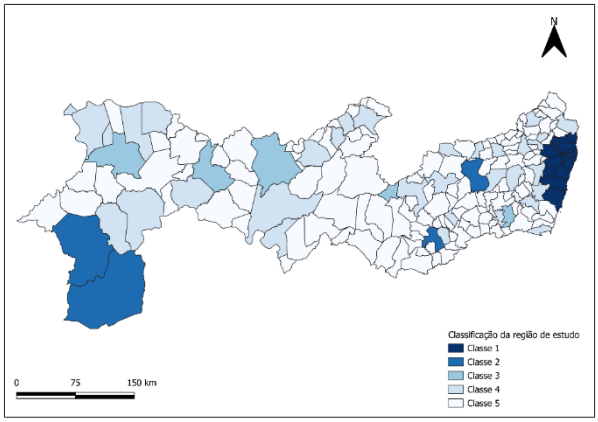
4.1 Extrapolação dos resultados

Com o UTADIS, todas as 168 alternativas consideradas neste estudo (163 cidades e 5 arranjos populacionais) serão classificadas em cinco grupos de atratividade, de acordo com os doze critérios considerados no estudo. Para realizar o procedimento de extrapolação dos resultados, é necessário considerar os pesos dos critérios, os limiares de utilidade e as funções de utilidade marginal. Utilizando essas informações, derivadas das alternativas de referência, a extrapolação dos resultados é realizada por meio do procedimento de interpolação linear descrito na Equação 5.

$$u_i[g_i(a)] = u_i(\, g_i^j) + \frac{g_i(a) - \, g_i^j}{g_i^{j+1} - \, g_i^j} \left[u_i(g_i^{j+1}) - u_i(g_i^j)\right] \tag{5}$$

Esse procedimento de interpolação linear deve ser aplicado a todos os critérios de avaliação para as alternativas da área de estudo. Após a execução desse procedimento, as pontuações resultantes do desempenho das alternativas nos critérios de avaliação, combinadas com os limites de utilidade, determinam as classes atribuídas a cada alternativa. A Figura 4 demonstra a classificação de todas as alternativas consideradas no estudo.

Figura 4 - Classificação das alternativas



Fonte: Os autores (2025)

O Arranjo Populacional do Recife/PE foi a única alternativa classificada na Classe 1, sendo, portanto, considerada a de maior atratividade espacial no estudo. Esse Arranjo populacional é composto pelos municípios de Abreu e Lima, Araçoiaba, Cabo de Santo Agostinho, Camaragibe, Igarassu, Ilha de Itamaracá, Ipojuca, Itapissuma, Jaboatão dos Guararapes, Moreno, Olinda, Paudalho, Paulista, Recife e São Lourenço da Mata.

As alternativas Caruaru, Arranjo Populacional de Petrolina/PE – Juazeiro/BA e Garanhuns foram classificadas na Classe 2. Já as alternativas Salgueiro, Arcoverde, Serra Talhada, Palmares e Ouricuri foram enquadradas na Classe 3. Das demais alternativas, 32 foram classificadas na Classe 4, enquanto as 127 restantes foram alocadas na Classe 5.

O estudo da REGIC, com base na hierarquia dos centros urbanos, aloca a maioria das alternativas na Classe 5 (140), seguida por 8 alternativas na Classe 4 e 16 na Classe 3. A classificação obtida pelo método UTADIS, por sua vez, apresenta uma distribuição ligeiramente mais equilibrada, com redução no número de alternativas nas Classes 5 e 3, e aumento na Classe 4.

Esse resultado demonstra que a classificação centrada em um eixo regional, no caso do estudo, o estado de Pernambuco, através do método adotado, pode refletir uma realidade mais representativa do contexto territorial analisado. Já que a sensibilidade do método aos dados regionais permite que certas características sejam valorizadas. Assim, a metodologia empregada configura-se como uma alternativa complementar a classificação disponibilizada pela REGIC, sendo uma abordagem sistemática e passível de replicação.

5.Conclusões

O estudo utilizou uma abordagem integrada entre um modelo de decisão e um sistema de informações geográficas para classificar municípios e arranjos populacionais perante a sua atratividade espacial. Por meio da aplicação do modelo proposto, 163 municípios e 5 arranjos populacionais pertencentes ao estado de Pernambuco, perante o estudo da REGIC, foram classificados em classes pré-definidas. A análise possibilitou a classificação dessas alternativas sem a presença de erros de classificação.

No estudo em questão, identificou-se que os critérios com maior contribuição são justamente os relacionados ao Coeficiente de Centralidade de Gestão Pública, C11, e o Índice de atração temática para transporte público, C10. Evidenciando que a localização de instituições públicas, juntamente com as conexões via transporte público de um município para o outro, podem exercer maior influência perante a avaliação da atratividade espacial.

Dessa forma, sugere-se, para trabalhos futuros, a incorporação de novos critérios de avaliação relacionados a temas como sustentabilidade e segurança, com o objetivo de verificar se esses fatores influenciam na análise da atratividade espacial dos centros urbanos.

Agradecimentos

Este estudo recebe apoio do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) e da Fundação de Amparo a Ciência e Tecnologia do Estado de Pernambuco (FACEPE)

Referências

Baslé, M. (2021). Smarter Cities' Attractiveness. Testing New Criteria or Facets: "Data Scientists" and "Data Platforms". Journal of the Knowledge Economy, 12(1), 268–278. https://doi.org/10.1007/s13132-016-0398-0

Beuthe, M., & Scannella, G. (2001). Comparative analysis of UTA multicriteria methods. European Journal of Operational Research, 130(2), 246–262. https://doi.org/10.1016/S0377-2217(00)00042-4

Cheng, J., & Chen, Z. (2024). Impact of high-speed rail on city attractiveness. Socio-Economic Planning Sciences, 95, 102024. https://doi.org/10.1016/j.seps.2024.102024

Da Silva, L. B. L., Frej, E. A., De Almeida, A. T., Ferreira, R. J. P., & Morais, D. C. (2022). A review of partial information in additive multicriteria methods. IMA Journal of Management Mathematics, 34(1), 1–37. https://doi.org/10.1093/imaman/dpab046

De Almeida, A. T. de. (2013). Processo de decisão nas organizações. 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. Kluwer Academic Publishers.

Doumpos, M., & Zopounidis, C. (2004). Developing sorting models using preference disaggregation analysis: An experimental investigation. European Journal of Operational Research, 154(3), 585–598. https://doi.org/10.1016/S0377-2217(02)00815-9

Esmaelian, M., Shahmoradi, H., & Vali, M. (2016). A novel classification method: A hybrid approach based on extension of the UTADIS with polynomial and PSO-GA algorithm. Applied Soft Computing, 49, 56–70. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2016.07.017

Greco, S., Słowiński, R., & Wallenius, J. (2024). Fifty years of multiple criteria decision analysis: From classical methods to robust ordinal regression. European Journal of Operational Research, S0377221724005988. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2024.07.038

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

IBGE. (2024). Brasil | Cidades e Estados | IBGE. https://www.ibge.gov.br/cidades-e-estados.html

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.

Kourtit, K., Nijkamp, P., & Wahlström, M. H. (2021). How to make cities the home of people – a 'soul and body' analysis of urban attractiveness. Land Use Policy, 111, 104734. https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2020.104734

Snieska, V., & Zykiene, I. (2015). City Attractiveness for Investment: Characteristics and Underlying Factors. Procedia - Social and Behavioral Sciences, 213, 48–54. https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2015.11.402

Soylu, B., & Kapan Ulusoy, S. (2011). A preference ordered classification for a multi-objective max–min redundancy allocation problem. Computers & Operations Research, 38(12), 1855–1866. https://doi.org/10.1016/j.cor.2011.02.024

Ulceluse, M., Bock, B., & Haartsen, T. (2022). Immigration, spatial inequality and place attractiveness. Population, Space and Place, 28(8), e2616. https://doi.org/10.1002/psp.2616

Zopounidis, C., & Doumpos, M. (2000). PREFDIS: A multicriteria decision support system for sorting decision problems. Computers & Operations Research, 27(7–8), 779–797. https://doi.org/10.1016/S0305-0548(99)00118-5

Zopounidis, C., & Doumpos, M. (2001). A preference disaggregation decision support system for financial classification problems. European Journal of Operational Research, 130(2), 402–413. https://doi.org/10.1016/S0377-2217(00)00044-8

Apêndice

Quadro 1 - Parâmetros do UTADIS

Alternativas	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	C11	C12
A1	935919	1323849	1296375	3738409	1244190	1227639	2544243	4422081	2693876	492353	56	9583
A2	1756220	1081513	991209	830607	1116488	1008138	497337	0	16842	483668	13	1324
A3	185006	262739	308293	43250	197926	137895	224911	0	36807	130388	7	256
A4	165011	179200	224125	42762	266529	90650	56045	0	1272	97768	8	258
A5	81016	77941	60934	13482	53768	28272	14111	0	0	54061	7	298
A6	11892	41695	2659	0	760	77660	31346	0	0	44539	3	198
A7	13331	7748	18312	17891	95570	17461	6479	0	0	63061	4	63
A8	29600	42520	26576	0	703	22670	31064	0	0	38734	3	74
A9	359673	30447	22371	1475	17777	31014	28938	0	0	44235	1	514
A10	14899	19682	11591	374	364	32604	14455	0	0	29830	3	79
A11	62151	99175	60553	879	2536	53185	28785	0	33754	97571	3	209
A12	0	0	729	0	0	1647	0	0	0	2727	1	0
A13	0	0	0	0	0	0	2472	0	0	1799	0	0
A14	0	0	0	0	0	1678	2543	0	0	10021	1	0
A15	0	0	0	0	0	4650	1210	0	0	1218	0	0
A16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	36624	0	0
A17	0	0	0	0	0	5000	2404	0	0	15121	1	0
A18	0	0	0	0	0	2012	0	0	0	7171	0	0
A19	685	1396	1219	0	154	14003	3968	0	0	7703	2	0

Fonte: Os autores (2025)