



UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

MOISÉS ROCHA MARTINS DE MEDEIROS

**MODELO DE DECISÃO MULTICRITÉRIO NA ANÁLISE DE ATRATIVIDADE
ESPACIAL**

Recife

2025

MOISÉS ROCHA MARTINS DE MEDEIROS

**MODELO DE DECISÃO MULTICRITÉRIO NA ANÁLISE DE ATRATIVIDADE
ESPACIAL**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para obtenção do título de mestre em Engenharia de Produção.

Área de concentração: Gerência da Produção.

Orientadora: Prof^ª. Dr^ª. Caroline Maria de Miranda Mota

Recife

2025

.Catalogação de Publicação na Fonte. UFPE - Biblioteca Central

Medeiros, Moisés Rocha Martins de.

Modelo de decisão multicritério na análise de atratividade espacial / Moisés Rocha Martins de Medeiros. - Recife, 2025.
109f.: il.

Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Pernambuco, Centro de Tecnologia e Geociências, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, 2025.

Orientação: Caroline Maria de Miranda Mota.

Inclui referências e apêndices.

1. Atratividade espacial; 2. MCDM; 3. Planejamento urbano. I. Mota, Caroline Maria de Miranda. II. Título.

UFPE-Biblioteca Central

MOISÉS ROCHA MARTINS DE MEDEIROS

**MODELO DE DECISÃO MULTICRITÉRIO NA ANÁLISE DE ATRATIVIDADE
ESPACIAL**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para obtenção do título de mestre em Engenharia de Produção.

Área de concentração: Gerência da Produção.

Aprovada em: 07/03/2025.

BANCA EXAMINADORA

Prof^ª. Dr^ª. Caroline Maria de Miranda Mota (Orientadora)
Universidade Federal de Pernambuco

Prof. Dr. Cristiano Alexandre Virgínio Cavalcante (Examinador Interno)
Universidade Federal de Pernambuco

Prof^ª. Dr^ª. Betania Silva Carneiro Campello (Examinador Externo)
Universidade Estadual de Campinas

Dedico este trabalho aos meus pais, Ivanilda Rocha e Manoel Martins; e aos meus avós paternos e maternos (*in memoriam*).

AGRADECIMENTOS

Sou grato a Deus por guiar minha jornada, sempre direcionando meus passos e me dando força para seguir em frente.

À minha família, em especial a minha mãe Ivanilda Rocha e o meu pai Manoel Martins, pela educação, carinho, amor e dedicação. Agradeço também aos meus irmãos Marcos Rocha e Mateus Rocha pelo companheirismo. Dedico este trabalho, com carinho, a todos os meus tios, tanto paternos quanto maternos, que sempre me apoiaram e acreditaram no meu potencial.

Dedico este trabalho, de forma especial, aos meus avós paternos e maternos (in memoriam), por sempre acreditarem em mim e pelo amor incondicional. Vocês foram essenciais nessa trajetória, e minha gratidão será eterna.

À minha orientadora, Caroline Mota, pela confiança depositada na minha pessoa, além de todo o apoio e paciência.

Aos amigos adquiridos durante esse processo, em especial: Alisson Matias, Ana Alice, Eduardo da Silva e Maria do Livramento, por todos os momentos vividos e que nossa amizade pendure por muitos anos. Agradeço também aos meus amigos do futebol e flag/futebol americano, pela amizade construída durante esse período.

Agradeço também aos colegas de laboratório do PMD, pelos ensinamentos, pelas conversas e pelos momentos de descontração.

Aos professores da banca avaliadora, Cristiano Cavalcante e Betania Silva, pelas valiosas sugestões para este trabalho.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), pelo apoio financeiro fornecido durante todo o mestrado.

"Talent without working hard is nothing."

Cristiano Ronaldo

RESUMO

O processo de urbanização demanda maior agilidade dos formuladores de políticas públicas na gestão de recursos e na elaboração de estratégias, considerando novas demandas ambientais, sociais e econômicas. Nesse contexto, compreender os fatores que tornam um local mais atraente do que outro é requisitado, uma vez que políticas espaciais e não espaciais influenciam a atratividade das regiões. Diante desse cenário, a utilização de um indicador que mesure a atratividade de um centro urbano, por meio de um processo transparente e replicável, permite a comparação entre diferentes localidades, possibilitando a análise de seus fatores distintivos e de seus aspectos desfavoráveis. Assim, este estudo pretende classificar cidades brasileiras com base em sua atratividade espacial, por meio de uma abordagem multicritério integrada à ferramenta GIS, utilizando modelagem espacial dos dados e explorando o espaço de soluções gerado pelo método UTADIS, cujo procedimento foi modificado neste trabalho para tornar a exploração das soluções retornadas mais objetiva e de fácil interpretação. No contexto deste estudo, a atratividade espacial refere-se ao potencial de um centro urbano para atrair diferentes públicos, considerando finalidades diversas relacionadas ao acesso a bens e serviços. Para atingir esse objetivo, foram utilizados critérios extraídos do estudo Regiões de Influência das Cidades (REGIC) 2018, agregados pelo método UTADIS, orientado para problemas de classificação. Como resultado, os municípios foram classificados em cinco classes pré-definidas, sem a presença de erros de classificação. Além disso, foi possível identificar as contribuições de cada critério, permitindo a visualização do impacto de cada fator na atratividade de um local em relação a outro. Destacam-se os critérios relacionados à localização de instituições públicas e às conexões de transporte público entre os municípios como os de maior influência na avaliação da atratividade espacial.

Palavras chave: Atratividade espacial, MCDM, Planejamento urbano.

ABSTRACT

The urbanization process demands greater agility from public policymakers in managing resources and developing strategies, especially in light of emerging environmental, social, and economic challenges. In this context, understanding the factors that make one location more attractive than another is essential, as both spatial and non-spatial policies influence regional attractiveness. Given this scenario, the use of an indicator capable of measuring the attractiveness of an urban center through a transparent and replicable process enables comparisons between different locations, facilitating the analysis of both distinctive features and unfavorable aspects. This study aims to classify Brazilian cities based on their spatial attractiveness through a multicriteria approach integrated with GIS tools, employing spatial data modeling and exploring the solution space generated by the UTADIS method. The procedure of the method was modified in this research to make the exploration of returned solutions more objective and easier to interpret. In this study, spatial attractiveness refers to the potential of an urban center to attract different groups, considering various purposes related to access to goods and services. To achieve this goal, criteria from the 2018 study Influence Regions of the Cities (REGIC) were used and aggregated using the UTADIS method, which is tailored for classification problems. As a result, municipalities were classified into five predefined categories, with no misclassifications. Moreover, it was possible to identify the contribution of each criterion, enabling a clear visualization of the impact each factor has on the attractiveness of one location relative to another. The most influential criteria identified in this study were related to the presence of public institutions and the availability of public transportation connections between municipalities.

Keywords: Spatial attractiveness, MCDM, Urban planning.

LISTA DE FIGURAS

| | |
|--|----|
| FIGURA 1 - CARACTERIZAÇÃO DA PESQUISA..... | 22 |
| FIGURA 2 - ETAPAS IMPLEMENTADAS NA REGIC 2018..... | 39 |
| FIGURA 3 - ESTADO DE PERNAMBUCO..... | 42 |
| FIGURA 4 - MUNICÍPIOS E ARRANJOS POPULACIONAIS CONSIDERADOS..... | 43 |
| FIGURA 5 - ETAPAS METODOLÓGICAS DO ESTUDO..... | 45 |
| FIGURA 6 - GRUPO DE REFERÊNCIA PARA ANÁLISE REGIONAL..... | 48 |
| FIGURA 7 - GRUPO DE REFERÊNCIA PARA A ANÁLISE NACIONAL..... | 49 |
| FIGURA 8 - CLASSIFICAÇÃO A PRIORI DAS ALTERNATIVAS NA ANÁLISE NACIONAL..... | 53 |
| FIGURA 9 - UTILIDADES MARGINAIS NORMALIZADAS DOS CRITÉRIOS..... | 61 |
| FIGURA 10 - ESPAÇO DE SOLUÇÕES..... | 63 |
| FIGURA 11 - FREQUÊNCIA DOS CRITÉRIOS NAS SOLUÇÕES..... | 63 |
| FIGURA 12 - MATRIZ DE COCORRÊNCIA DOS CRITÉRIOS..... | 64 |
| FIGURA 13 - VARIABILIDADE DAS SOLUÇÕES..... | 65 |
| FIGURA 14 - UTILIDADES MARGINAIS DOS CRITÉRIOS APÓS TENTATIVA DE LINEARIZAÇÃO..... | 68 |
| FIGURA 15 - UTILIDADES MARGINAIS PERANTE OUTRO CENÁRIO DE LINEARIZAÇÃO..... | 70 |
| FIGURA 16 - CLASSIFICAÇÃO EM FUNÇÃO DA ANÁLISE REGIONAL..... | 71 |
| FIGURA 17 - UTILIDADES MARGINAIS DOS CRITÉRIOS NA ANÁLISE NACIONAL..... | 73 |
| FIGURA 18 - CLASSIFICAÇÃO GERAL..... | 73 |
| FIGURA 19 - CLASSIFICAÇÃO DAS ALTERNATIVAS CONTIDAS NA ANÁLISE REGIONAL..... | 75 |
| FIGURA 20 - ALTERNATIVAS CONTIDAS NAS CLASSES..... | 76 |
| FIGURA 21 - MUDANÇA DE CLASSE..... | 77 |
| FIGURA 22 - VARIAÇÃO DE CLASSE..... | 78 |

LISTA DE QUADROS

| | |
|--|----|
| QUADRO 1 - GRUPOS HIERÁRQUICOS ADOTADOS NA REGIC | 18 |
| QUADRO 2 - VARIANTES DO MÉTODO UTA | 31 |
| QUADRO 3 - APLICAÇÕES DOS MÉTODOS DA FAMÍLIA UTA..... | 32 |
| QUADRO 4 – ARRANJOS POPULACIONAIS..... | 43 |
| QUADRO 5 - PARÂMETROS DO UTADIS..... | 51 |
| QUADRO 6 - PESOS MÉDIOS DOS CRITÉRIOS | 60 |
| QUADRO 7 - INTERVALO DOS PESOS E LIMIARES DE UTILIDADE | 62 |
| QUADRO 8 - PESOS DOS CRITÉRIOS APÓS A LINEARIZAÇÃO..... | 67 |
| QUADRO 9 - PESOS DOS CRITÉRIOS PERANTE OUTRO CENÁRIO DE LINEARIZAÇÃO | 70 |
| QUADRO 10 - PESOS MÉDIOS DOS CRITÉRIOS PARA A ANÁLISE NACIONAL | 72 |

LISTA DE TABELAS

| | |
|--|----|
| TABELA 1 - CRITÉRIOS DE AVALIAÇÃO | 40 |
| TABELA 2 - MODELO DE PERGUNTA DO QUESTIONÁRIO | 40 |
| TABELA 3 – PRÉ-CLASSIFICAÇÃO DAS ALTERNATIVAS | 50 |
| TABELA 4 – INTERVALO DOS CRITÉRIOS NA ANÁLISE REGIONAL | 52 |
| TABELA 5 - VALOR DOS PARÂMETROS | 53 |
| TABELA 6 - INTERVALO DOS CRITÉRIOS NA ANÁLISE NACIONAL | 54 |
| TABELA 7 - CLASSIFICAÇÃO DAS ALTERNATIVAS DE REFERÊNCIA | 59 |
| TABELA 8 - CLASSIFICAÇÃO DAS ALTERNATIVAS NA TENTATIVA DE LINEARIZAÇÃO..... | 66 |
| TABELA 9 - CLASSIFICAÇÃO DAS ALTERNATIVAS NO OUTRO CENÁRIO DE LINEARIZAÇÃO | 69 |

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

| | |
|--------|--|
| GIS | <i>Geographic Information System</i> |
| IBGE | Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística |
| MCDA | <i>Multi-Criteria Decision Aiding</i> ou <i>Multi-Criteria Decision Analysis</i> |
| MCDM | <i>Multi-Criteria Decision Making</i> |
| ODS | Objetivo de Desenvolvimento Sustentável |
| REGIC | Regiões de Influência das Cidades |
| UTADIS | <i>UTilites Additives DIScriminantes</i> |

SUMÁRIO

| | |
|--|-----------|
| 1 INTRODUÇÃO | 15 |
| 1.1 JUSTIFICATIVA E RELEVÂNCIA..... | 17 |
| 1.2 OBJETIVOS | 21 |
| 1.2.1 Objetivo Geral | 21 |
| 1.2.2 Objetivos Específicos | 21 |
| 1.3 VISÃO GERAL DA METODOLOGIA | 21 |
| 1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO..... | 23 |
| 2 REFERENCIAL TEÓRICO E REVISÃO DA LITERATURA..... | 24 |
| 2.1 ATRATIVIDADE ESPACIAL | 24 |
| 2.2 GIS-MCDA..... | 25 |
| 2.3 MÉTODOS DE INFORMAÇÃO PARCIAL | 26 |
| 2.4 MÉTODO UTA | 28 |
| 2.4.1 Variantes do método UTA e estudos orientados para aplicação..... | 31 |
| 2.5 MÉTODO UTADIS..... | 34 |
| 3 MODELO DE AVALIAÇÃO DA ATRATIVIDADE ESPACIAL | 38 |
| 3.1 DESCRIÇÃO DO PROBLEMA..... | 38 |
| 3.2 CRITÉRIOS DE AVALIAÇÃO | 40 |
| 3.3 ÁREA DE ESTUDO..... | 41 |
| 3.3.1 Análise regional centrada no estado de Pernambuco | 42 |
| 3.3.2 Análise nacional..... | 44 |
| 3.4 ABORDAGEM METODOLÓGICA PROPOSTA | 44 |
| 3.4.1 Definição das áreas de referência..... | 45 |
| 3.4.1.1 Definição das áreas de referência para a análise regional | 46 |
| 3.4.1.2 Definição das áreas de referência para a análise nacional..... | 48 |
| 3.4.2 Classificação a priori das áreas de referência..... | 50 |
| 3.4.2.1 Classificação a priori das áreas de referência para a análise regional | 50 |
| 3.4.2.2 Classificação a priori das áreas de referência para a análise nacional..... | 53 |
| 3.5 ANÁLISE DE SENSIBILIDADE | 54 |
| 3.6 EXPLORAÇÃO DO FORMATO DA FUNÇÃO..... | 56 |
| 3.7 EXTRAPOLAÇÃO DOS RESULTADOS..... | 58 |
| 4 RESULTADOS | 59 |
| 4.1 APLICAÇÃO DO MODELO NO ESTADO DE PERNAMBUCO | 59 |
| 4.1.1 Análise do espaço de soluções retornado..... | 62 |

| | |
|---|------------|
| 4.1.2 Linearização das funções marginais | 66 |
| 4.1.3 Extrapolação dos resultados para a análise regional | 71 |
| 4.2 APLICAÇÃO DO MÉTODO UTADIS CONSIDERANDO O CENÁRIO NACIONAL . | 72 |
| 4.2.1 Extrapolação dos resultados para a análise nacional..... | 73 |
| 4.3 DISCUSSÃO | 74 |
| 5 CONCLUSÕES E SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS..... | 81 |
| 5.1 CONCLUSÕES | 81 |
| 5.2 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS | 82 |
| REFERÊNCIAS | 83 |
| APÊNDICE A - PARÂMETROS DO UTADIS PARA A ANÁLISE NACIONAL | 94 |
| APÊNDICE B - CLASSIFICAÇÃO DAS ALTERNATIVAS UTILIZANDO OS VALORES MÉDIOS ENCONTRADOS NA ANÁLISE REGIONAL | 95 |
| APÊNDICE C - CLASSIFICAÇÃO DAS ALTERNATIVAS UTILIZANDO OS VALORES ENCONTRADOS DURANTE A TENTATIVA DE LINEARIZAÇÃO PARA A ANÁLISE REGIONAL..... | 99 |
| APÊNDICE D - CLASSIFICAÇÃO DAS ALTERNATIVAS DE REFERÊNCIA PERANTE A ANÁLISE NACIONAL..... | 103 |
| APÊNDICE E - CLASSIFICAÇÃO DAS ALTERNATIVAS UTILIZANDO OS VALORES MÉDIOS ENCONTRADOS NA ANÁLISE NACIONAL | 105 |

1 INTRODUÇÃO

Compreender os motivos pelos quais um determinado lugar é considerado atraente é essencial para regiões que enfrentam problemas do eixo econômico e social, como declínio populacional e escassez de mão de obra. Além disso, a atratividade de um lugar pode se alterar ao longo do tempo, em decorrência de fatores como investimentos em infraestrutura, mudanças climáticas, crises econômicas ou intervenções políticas (Ulceluse; Bock; Haartsen, 2022).

A avaliação da atratividade local é necessária no que se diz respeito ao processo de identificação de locais considerados ótimos para a implementação de ações em contextos de decisão, considerando fatores do ponto de vista econômico, social e ambiental. No tocante à atratividade local, Abo-Zahhad *et al.* (2024) avaliaram o desempenho de cinco regiões remotas no Egito, com a finalidade de selecionar a melhor localização entre todas as alternativas disponíveis para assim definir o local mais atrativo para a construção de um sistema fotovoltaico, utilizando métodos multicritério. Haddad *et al.* (2021) realizaram um estudo semelhante, com o intuito de identificar locais adequados para a instalação de complexos solares na Argélia.

A análise de atratividade tem sido tema de interesse na literatura. Por exemplo, Silva *et al.* (2022) propõem um modelo para medir a atratividade de 47 localidades situadas no Brasil, com o propósito de elaborar um ranking dessas localidades conforme a sua atratividade, para apoiar decisões relacionadas a alocação de recursos em infraestrutura aeroportuária por meio de métodos multicritério. Marques *et al.* (2018) desenvolveram em seu estudo um sistema de avaliação cujo objetivo era classificar áreas residenciais urbanas consoante a sua localização e com base na sua exposição ao crime, realizando assim uma medição da atratividade desses espaços residenciais.

Baslé (2021) destaca que existem diversos fatores potenciais de atratividade em uma cidade, observando 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. Cheng e Chen (2024) enfatizaram que a construção de uma estrutura que possa aferir consistentemente a atratividade de uma cidade, apontando os seus fatores influentes, é de grande importância.

De maneira geral, esses problemas exigem a utilização de métodos que apoiem a tomada de decisão em um cenário com múltiplos critérios. Malczewski e Rinner (2015) pontuaram que esse tipo de problema envolve um conjunto de alternativas, que será avaliado perante critérios conflitantes por um ou mais tomadores de decisão.

Nesse contexto, os sistemas de informação geográfica (GIS) estão sendo frequentemente usados em conjunto com a análise de decisão multicritério (MCDA). Demesouka *et al.* (2013) consideram que o GIS tem uma importância significativa, tendo em vista que esses sistemas facilitam o tratamento de dados georreferenciados, a fim de apoiar análises preliminares de seleção de locais. O GIS-MCDA pode ser caracterizado como sendo um processo que transforma/combina dados geográficos com as preferências de um decisor, para que assim seja possível obter informações para apoiar a tomada de decisão (Malczewski, 2006).

Modelos multicritérios fundamentados em GIS têm sido amplamente utilizados em diversas áreas, abrangendo enfoques ambientais, sociais e econômicos. Albraheem e Alawlaqi (2023) e Yildiz (2024) empregaram essa metodologia para realizar uma análise de adequação para determinar os locais com maior potencial para a instalação de parques eólicos. Rosa *et al.* (2023) utilizam essa metodologia para explorar os fatores que influenciam a ocorrência de crimes nas ruas. Anelli e Tajani (2023) aplicaram essa junção com o intuito de criar um Índice de Risco Imobiliário Espacial (ISRR), visando a melhoria dos processos de requalificação imobiliária. Ozkiper *et al.* (2024) recorreram a essa metodologia para identificar condições ambientais apropriadas para implementação de ações em áreas costeiras marinhas.

À luz dessas discussões, os modelos de apoio à decisão podem ser utilizados para classificar diferentes alternativas (cidades), mediante avaliação da atratividade espacial das mesmas, a fim de auxiliar decisões futuras de caráter estratégico perante o planejamento urbano no âmbito econômico, social e ambiental. Desta forma, este estudo é motivado pela necessidade de se fornecer um aporte teórico relevante para a literatura, podendo ser utilizado para apoiar decisões no setor público, através do uso de um modelo multicritério baseado em GIS.

Este estudo também propõe um procedimento que visa linearizar as funções marginais, tornando-as mais intuitivas sempre que possível. Essa abordagem pode ser utilizada como uma alternativa para a análise de sensibilidade do método utilizado. Uma vez que a sua implementação permite a exploração do espaço de soluções mediante a inclusão de algumas restrições adicionais ao modelo.

Ressalta-se que, no contexto deste estudo, o termo atratividade espacial refere-se ao potencial de atração exercido por um centro urbano sobre diferentes públicos. Esse potencial abrange residentes do próprio centro, moradores de regiões vizinhas, investidores e empresas, considerando os fatores que tornam uma cidade mais desejável para viver, trabalhar, estudar, investir ou visitar, perante o acesso a bens e serviços. A atratividade será mensurada por meio de indicadores específicos, que serão detalhados ao longo do estudo.

1.1 JUSTIFICATIVA E RELEVÂNCIA

O indicador de atratividade de um centro urbano propicia a comparação entre localidades, possibilitando ainda a análise dos seus fatores diferenciais e conseqüentemente os seus aspectos desfavoráveis, auxiliando na identificação de áreas vulneráveis, norteando assim futuras estratégias que visam favorecer o desenvolvimento da cidade (Cheng; Chen, 2024). Porém, não se tem 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 (Kourtiti; Nijkamp; Wahlström, 2021).

Os fatores relacionados à 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; Zykiene, 2015). Gestores públicos assumem que a realização de investimentos em infraestrutura pública melhora a atratividade de uma cidade, porém esse indicador pode envolver diversas dimensões, como crescimento populacional, condições financeiras e comércio local (Bono *et al.*, 2022).

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. Estabelece a hierarquia, dividida em cinco níveis, e os vínculos entre as cidades, além de delimitar as áreas de influência identificadas pelas ligações existentes entre as cidades, com o intuito de analisar a rede urbana brasileira. Ou seja, o estudo realizado pelo IBGE classifica 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.

A REGIC considera todo o território nacional como o seu espaço de estudo, sendo assim as cidades foram classificadas em cinco grupos com onze subdivisões internas, conforme o Quadro 1 (IBGE, 2020).

Quadro 1 - Grupos Hierárquicos adotados na REGIC

| Grupo Hierárquico | Subdivisão Hierárquica |
|--------------------------|--------------------------------|
| 1 - Metrópole | 1a - Grande Metrópole Nacional |
| | 1b - Metrópole Nacional |
| | 1c - Metrópole |
| 2 - Capital Regional | 2a - Capital Regional A |
| | 2b - Capital Regional B |
| | 2c - Capital Regional C |
| 3 - Centro Sub-Regional | 3a - Centro Sub-Regional A |
| | 3b - Centro Sub-Regional B |
| 4 - Centro de Zona | 4a - Centro de Zona A |
| | 4b - Centro de Zona B |
| 5 - Centros Locais | 5 - Centro Local |

Fonte: IBGE (2020)

Foram utilizados dois componentes da rede urbana como indicadores para a construção das regiões de influência e o devido estabelecimento da hierarquia das cidades. Sendo eles, as relações urbanas de proximidade, aferidas por intermédio de um questionário, cujo objetivo era aferir o deslocamento realizado pelos moradores, dos municípios consultados, perante a busca por bens e serviços ausentes ou indisponíveis naquela localidade. E as relações de longa distância, aferidas através das relações de comando e gestão, considerando as atividades de gestão pública e empresarial no território (IBGE, 2020).

Considerando que essa hierarquização engloba todo o território nacional, em um país de tamanho colossal como Brasil, que detém 5.570 municípios, conforme o IBGE (2024), essa análise abrangente pode dificultar o entendimento de algumas especificidades, considerando um âmbito regional. Ao focar em uma escala mais restrita, permite-se um entendimento mais detalhado dos fenômenos locais, favorecendo a formulação de políticas públicas mais eficazes.

Nesse contexto, entende-se a necessidade de se elaborar uma estrutura que complemente a abordagem realizada pelo IBGE, tendo como foco uma análise centrada na classificação dos municípios, perante a sua atratividade espacial, nas unidades federativas do país. Havendo, assim, margem para a construção de um aporte teórico que sustente a tomada de decisão, mediante a agregação de critérios previamente considerados no estudo do IBGE, via um procedimento sistemático e replicável.

Sendo assim, é plausível considerar o uso de abordagens que agreguem critérios distintos acerca de algumas alternativas de ação, com o intuito de se explorar atratividade

espacial das mesmas em uma esfera regional, cenário esse propício para a adoção da modelagem multicritério. A utilização de tal metodologia irá favorecer o entendimento dos fatores espaciais que impulsionam ou suprimem a atratividade de um município, perante a sua classificação juntamente com as demais áreas urbanas da mesma jurisdição estadual.

Deste modo, busca-se elaborar uma classificação das cidades do estado de Pernambuco, Brasil, quanto à sua atratividade espacial, por meio de uma abordagem multicritério integrada a utilização do GIS. Onde será adotado o método *UTilites Additives DIScriminantes* (UTADIS), proposto por Devaud *et al.* (1980), visando a determinação de uma ordem hierárquica no estado analisado, por intermédio de uma investigação do espaço de soluções retornada pelo método em questão. Posteriormente, tendo estruturado um modelo adequado para representação do contexto estadual, pretende-se ampliar o estudo para o caso nacional, contemplando todas as unidades federativas do Brasil.

O método UTADIS 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; Doumpos, 2000). Tsagkarakis *et al.* (2021) destacam que o método em questão atribui pesos que refletem a contribuição de cada critério, sendo esses pesos de fácil compreensão e interpretação.

Assim, o estudo visa prestar auxílio a decisões de caráter estratégico por meio de informações, obtidas mediante a utilização da abordagem GIS-MCDA, na proposição de políticas públicas de caráter ambiental, social e econômico. Permitindo não apenas diagnosticar a situação dos municípios perante a sua atração exercida a indivíduos de outros centros urbanos no cenário estadual, bem como a verificação de uma estrutura que analisará o espaço de soluções do método adotado.

Do ponto de vista social, esta pesquisa se justifica pelo estudo dos fatores que influenciam a atratividade espacial das cidades. Com o auxílio de métodos de apoio à decisão, a investigação oferece aos decisores e formuladores de políticas uma ferramenta útil para a tomada de decisões na elaboração de ações públicas. Via um índice que classifica as cidades com base em indicadores sociais e urbanos, o estudo pode ser utilizado como uma métrica estratégica no planejamento racional. Além disso, o trabalho está alinhado aos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODSs), em especial ao ODS 3, que promove o acesso universal

à saúde e bem-estar, ao ODS 4, que visa garantir educação de qualidade para todos, e ao ODS 9, que visa incentivar uma industrialização inclusiva e o fomento à inovação.

Ao identificar padrões de atratividade urbana considerando fatores relacionados à saúde e ao bem-estar, este estudo pode prestar auxílio a políticas públicas voltadas a ações que visam qualificar os serviços de saúde, sejam eles básicos ou de alta complexidade. Ações essas que estão relacionadas ao ODS 3, cujo objetivo é assegurar uma vida saudável e promover o bem-estar para todas e todos, em todas as idades.

Ao incluir um indicador relacionado a educação de nível superior na análise, este estudo poderá evidenciar disparidades entre as regiões perante o acesso à educação superior e seus elementos correlacionados. Essa compreensão pode incentivar a criação de políticas para melhorar o acesso à educação, principalmente em áreas menos desenvolvidas. Onde uma melhor distribuição desses centros de educação superior pode fortalecer a interiorização do ensino. Ações essas que estão relacionadas ao ODS 4, cujo objetivo é assegurar a educação inclusiva e equitativa e de qualidade, e promover oportunidades de aprendizagem ao longo da vida para todas e todos.

A compreensão do impacto provocado pelos fatores considerados no estudo perante a atratividade espacial também poderá apoiar a formulação de políticas públicas voltadas à infraestrutura desses centros urbanos. Possibilitando assim possíveis ações de investimento em infraestrutura e políticas públicas de transporte e saneamento básico em regiões estratégicas. Ações essas que estão interligadas ao ODS 9, cujo objetivo é construir infraestruturas resilientes, promover a industrialização inclusiva e sustentável e fomentar a inovação.

Sob o aspecto financeiro, esta pesquisa, por meio da classificação gerada e da análise dos fatores estudados, oferece *insights* para diferentes categorias de partes interessadas, como formuladores de políticas e empreendedores. Ela proporciona uma compreensão mais profunda sobre os elementos que impulsionam a atratividade de um centro urbano em relação à demanda por bens e serviços, servindo como incentivo para que gestores adotem ações que promovam o desenvolvimento das atividades econômicas. Assim, o município pode progredir ou manter sua posição em relação ao desempenho obtido nesses fatores. Empreendedores e cidadãos podem utilizar essa métrica como um critério decisivo para investimentos e a criação de novos estabelecimentos ou negócios. Esse fator está alinhado ao ODS 8, que visa promover o crescimento econômico inclusivo e sustentável.

1.2 OBJETIVOS

Mediante o contexto exposto, esta seção apresenta o objetivo geral e os objetivos específicos deste trabalho.

1.2.1 Objetivo Geral

O presente estudo tem por objetivo classificar cidades do Brasil, perante a sua atratividade espacial, sob uma perspectiva multicritério integrada à ferramenta GIS, fazendo o uso de uma modelagem espacial dos dados e explorando o espaço de soluções retornado pelo método UTADIS.

1.2.2 Objetivos Específicos

Para atingir o objetivo geral, foram estabelecidos os seguintes objetivos específicos:

- Levantar os fatores do estudo da REGIC que podem ser usados para classificar os municípios perante sua atratividade;
- Propor uma abordagem metodológica para análise de atratividade sob uma perspectiva holística GIS-MCDA, baseada no método UTADIS;
- Propor melhorias nos procedimentos de aplicação do método UTADIS, determinando possíveis formas de se avaliar o espaço de soluções retornado;
- Avaliar a classificação das cidades a partir de uma análise centrada no estado de Pernambuco;
- Avaliar a classificação das cidades em um contexto nacional, verificando adequação dos modelos em diferentes contextos e unidades espaciais;

1.3 VISÃO GERAL DA METODOLOGIA

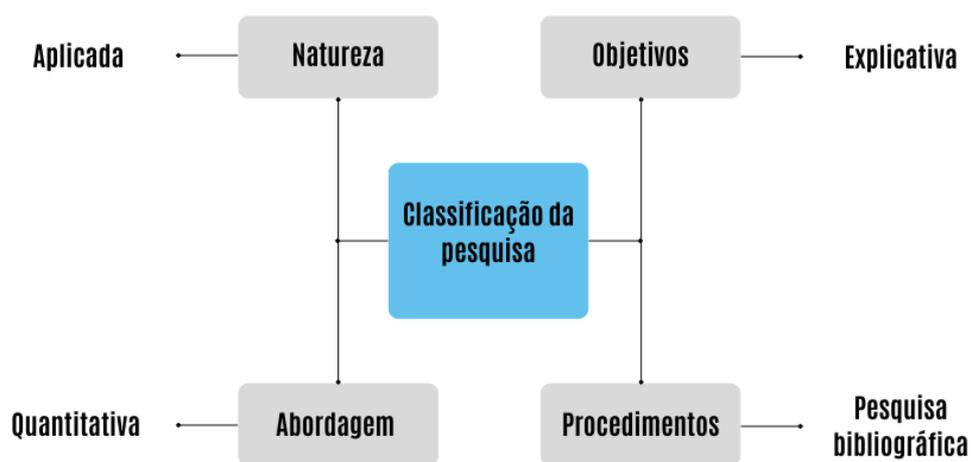
O presente estudo tem por finalidade a promoção de conhecimento que pode ser aplicado em situações onde a abordagem GIS-MCDA é implementada, para assim classificar locais através da atratividade espacial dessas regiões. Nesse contexto, a pesquisa é classificada em relação à sua natureza como sendo aplicada, tendo em vista que esse tipo de pesquisa tem por finalidade a resolução de problemas identificados no âmbito da sociedade, visando à sua aplicação numa determinada situação (Gil, 2022).

Quanto à abordagem, a pesquisa pode ser classificada como sendo quantitativa, já que nesse tipo de abordagem as evidências da pesquisa são capturadas por meio da mensuração das variáveis quantitativas do estudo (Cauchick-Miguel, 2018). Em relação aos objetivos, a

pesquisa pode ser classificada como sendo explicativa, pois esse tipo de pesquisa tem por intuito identificar os fatores que contribuem para um determinado fenômeno (Gil, 2022).

Conforme os procedimentos, este estudo utiliza a pesquisa bibliográfica. Esse tipo de pesquisa é elaborada tendo como base materiais já publicados como livros e artigos científicos, onde nesse estudo em questão foram considerados principalmente os materiais advindos de periódicos (Lakatos; Marconi, 2017). Resumidamente, a Figura 1, a seguir, apresenta a caracterização da pesquisa.

Figura 1 - Caracterização da pesquisa



Esta pesquisa (2024)

Quanto as etapas elementares para o desenvolvimento do trabalho, foi preliminarmente realizado um levantamento bibliográfico acerca dos conceitos que abrangem a noção de atratividade espacial e da abordagem GIS-MCDA, além dos métodos de informação parcial, com ênfase nos métodos da família UTA, especialmente o UTADIS. Essa etapa permitiu compreender os temas centrais e identificar lacunas existentes na literatura.

Posteriormente, foi realizada uma investigação sobre o procedimento metodológico implementado pelo IBGE no seu estudo sobre as Regiões de Influência das Cidades, que foi realizado em 2018. A fim de se compreender a metodologia mais consistente atualmente implementada no cenário brasileiro, e, por consequente, definir os critérios de avaliação que serão considerados no estudo.

Por fim, efetuou-se a modelagem do problema mediante uma metodologia multicritério para classificação dos municípios perante a sua atratividade espacial. Para isso, faz-se uma adaptação juntamente com uma proposta de melhoria na aplicação do método UTADIS, visando tornar o processo de exploração do espaço de soluções retornado pelo método mais objetivo e de fácil interpretação.

1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO

A dissertação está estruturada em cinco capítulos. O primeiro capítulo aborda a contextualização do problema, destacando o objetivo geral, os objetivos específicos e a justificativa do estudo. O segundo capítulo expõe os conceitos fundamentais utilizados no desenvolvimento do trabalho, explorando os temas organizadamente e com a devida profundidade. O terceiro capítulo apresenta o modelo proposto. No quarto capítulo, os resultados da aplicação são analisados em detalhes. O quinto capítulo aborda as considerações sobre o estudo.

2 REFERENCIAL TEÓRICO E REVISÃO DA LITERATURA

Este capítulo aborda os conceitos fundamentais sobre atratividade espacial, a abordagem GIS-MCDA, os métodos de informação parcial, o método UTA e suas variantes, destacando o método a ser utilizado no estudo, o UTADIS.

2.1 ATRATIVIDADE ESPACIAL

A urbanização acentuada exerce pressão sobre as autoridades locais, exigindo maior agilidade no processo de gestão dos recursos para possibilitar um padrão de vida mais satisfatório à população. Dessa forma, o desenvolvimento sustentável requer uma gestão eficaz e a elaboração de estratégias eficientes voltadas ao planejamento territorial (Billaud *et al.*, 2020). Essa alta concentração populacional torna as cidades atraentes, pressionando-as a responder de forma mais resiliente e sustentável às novas demandas de caráter ambiental, social e econômico (Bottero *et al.*, 2021).

O desenvolvimento urbano está gradativamente relacionado à qualidade de vida (Crevoisier; Rime, 2021). Assim, políticas espaciais e não espaciais, tendem a influenciar a atratividade de regiões (Servillo; Atkinson; Russo, 2012). Entretanto, o planejamento urbano carece de informações operacionais que possam apoiar decisões transparentes perante um modelo de planejamento estratégico racional sobre o tecido urbano (Kourtit; Nijkamp; Wahlström, 2021). Indicar a atratividade de espaços urbanos é uma tarefa de suma importância para os gestores, todavia, essa tarefa não é simples (Banet; Naumov; Kucharski, 2022).

Mueller *et al.* (2018) salientam que as ferramentas que auxiliam a decisões de caráter espacial conseguem proporcionar assistência informativa aos gestores públicos, para presumir os impactos provocados por determinadas estratégias de planejamento urbano. Segundo Rui *et al.* (2024), a agregação espacial dos comportamentos espaço-temporais e humanos possibilitam uma investigação bem-sucedida dos espaços urbanos, de tal forma que, ao se correlacionar preferências com indicadores espaciais, é possível esclarecer como o espaço urbano exerce influência sobre os indivíduos.

Essa diversidade espacial é constantemente analisada em regiões, e pode ser usada para avaliar as inter-relações e o desenvolvimento territorial, permitindo assim a determinação das áreas em níveis de atratividade (Roman; Roman; Niedziółka, 2020). Dentro desse contexto, Chen *et al.* (2022) estabeleceram indicadores para medir a atratividade de áreas ribeirinhas, adotando o método TOPSIS para efetuar o cálculo da pontuação referente a atratividade. Viñuela (2022) analisou a atratividade de algumas regiões e localidades em três grandes países

européus (França, Itália e Espanha), com o intuito de determinar as características que tornam um lugar atraente perante a população imigrante. Medeiros *et al.* (2024) classificaram os municípios Região Metropolitana de Recife, perante a sua atratividade, utilizando dados administrativos por meio do método UTADIS.

Uma análise da atratividade de municípios pode ser realizada em conjunto com uma abordagem GIS-MCDA/M, de tal forma que essa união possibilite uma melhor compreensão sobre as interações espaciais, portanto, um modelo de avaliação da atratividade pode ser desenvolvido para apoiar decisões espaciais no planejamento urbano.

2.2 GIS-MCDA

O GIS é uma tecnologia que possibilita o armazenamento, a recuperação, a manipulação, a análise e o mapeamento de dados geográficos. Por meio da utilização desse sistema de referência, torna-se possível estudar uma determinada localidade em relação à sua conexão com outros pontos (Doboch Wanore; Abera Angello; Menberu Fetanu, 2023). Esse tipo de sistema viabiliza a investigação de diferentes camadas de dados espaciais, fornecendo mecanismos para explorar e demonstrar as inter-relações existentes entre as camadas (Caldeira *et al.*, 2024).

O termo MCDA é aplicável a um conjunto de métodos, onde, alguns desses são de caráter qualitativo, dependendo assim da deliberação de um grupo de especialistas. Já os métodos quantitativos, são baseados em dados numéricos, prontamente processados em um agrupamento de modelos matemáticos (Raad; Rajendran; Salimi, 2022). As abordagens baseadas em dados são valorizadas devido à sua objetividade e replicabilidade dos resultados, porém, possuem uma capacidade limitada para contemplar preferências de difícil mensuração e aspectos intangíveis. Já as abordagens orientadas por conhecimento lidam melhor com as preferências e as perspectivas intangíveis (Malczewski; Jankowski, 2020).

O campo multidisciplinar que envolve a utilização conjunta do GIS-MCDA tem sido amplamente adotado. Essa incorporação do MCDA está proporcionando avanços na ciência GIS em duas áreas principais, sendo elas o apoio à decisão espacial e o GIS participativo (Malczewski, 2006). Shorabeh *et al.* (2020) reafirmam que a integração do GIS no processo de decisão multiatributo é significativamente eficaz para lidar de forma sistemática com uma abundância de dados geográficos, facilitando assim a manipulação e a priorização de diversos critérios no processo de seleção de locais.

A integração do GIS com as técnicas de tomada de decisão multicritério cria uma ferramenta útil para avaliar a seleção de locais adequados (Ramya; Devadas, 2019). Os

resultados obtidos podem ser visualmente explorados e analisados, por meio da integração existente dos mapas gerados pelo GIS, e, o processamento dos dados proveniente do MCDA. Essa exploração visual favorece o entendimento das relações existentes entre os critérios e as alternativas (Malczewski; Jankowski, 2020).

Dentro dessa abordagem que envolve a tomada de decisão multicritério baseada na modelagem de sistemas de informação geográfica, diversos estudos foram realizados, como localização de travessias para pedestres (Alemdar; Kaya; Çodur, 2020), priorização de bacias hidrográficas (Fernandes *et al.*, 2021), identificação de regiões para a instalação de parques eólicos (Demir; Riaz; Deveci, 2024; Nagababu *et al.*, 2022; Xu *et al.*, 2020), avaliação de locais para instalação de usinas de biogás (Shi *et al.*, 2024) e identificação de áreas vulneráveis à subsidência (Rosa *et al.*, 2024).

Dentre essas diferentes aplicações do GIS-MCDA, os autores usaram diferentes métodos, como AHP (Jbahi *et al.*, 2024; Sánchez-Lozano *et al.*, 2013; Souissi *et al.*, 2020), BWM (Khazae Fadafan *et al.*, 2022), DRSA (Rosa; Mota; Figueiredo, 2023) PROMETHEE II (Sotiropoulou; Vavatsikos, 2021), ELECTRE-I (Kaya *et al.*, 2022), TOPSIS (Ustaoglu; Sisman; Aydınoglu, 2021). De acordo com Figueiredo e Mota (2016) existem inúmeras possibilidades de utilização da abordagem GIS-MCDM para o processo de apoio à tomada de decisão em situações que envolvem o uso espacial.

Os métodos MCDA mais utilizados nesse contexto, tais como o AHP e o TOPSIS, exigem do decisor inúmeras preferências subjetivas. Uma alternativa são os métodos de desagregação de preferências, que exigem uma quantidade reduzida de julgamentos do decisor, sem comprometer a justeza do modelo (Lopes; Marques; Castro, 2021).

2.3 MÉTODOS DE INFORMAÇÃO PARCIAL

Da Silva *et al.* (2022) ao realizar uma revisão sistemática da literatura sobre os métodos multicritério que lidam com informações parciais, com enfoque nos modelos aditivos, constataram que o advento e a expansão desses métodos possibilitaram aos tomadores de decisão a capacidade de fornecer suas preferências com um grau inferior de esforço. Porém, esses métodos apresentam como principal desafio a capacidade de assegurar que a interação exigida pelo método, proporcione um aprendizado que resulte em decisões confiáveis.

Dentre os métodos que lidam com informações parciais podemos destacar o PAIRS (Salo; Hämäläinen, 1992), SMARTER (Edwards; Barron, 1994), CAR (Danielson; Ekenberg, 2016; Larsson *et al.*, 2015) e o FITradeoff (De Almeida *et al.*, 2016; Frej; De Almeida; Costa, 2019). De Almeida *et al.* (2016) apresentam uma estrutura que retrata os diferentes tipos de

abordagens difundidas para lidar com informações parciais no procedimento de elicitación, sendo essa estrutura subdividida em três classes: declarações de preferência realizadas pelo decisor, formas de informações parciais e uma etapa de síntese.

Da Silva *et al.* (2022) destacam que a segunda categoria, formas de informação parcial, está diretamente relacionada ao modo como a informação de caráter parcial é expressa matematicamente pelo tomador de decisão no método. Informando que este processo pode ser feito de quatro maneiras diferentes, onde uma dessas maneiras consiste na realização de julgamentos holísticos entre algumas alternativas, onde nesse caso, um dos procedimentos utilizados é o método UTA.

Greco *et al.* (2013) destacam que as preferências podem ser expressas de maneira direta ou indireta. Quando expressas de maneira indireta, essas informações de preferência são especificadas com alguns julgamentos holísticos, sobre um subconjunto composto por alternativas de referência. Dessa forma, os valores compatíveis com os parâmetros do modelo de preferência são aferidos de forma implícita e posteriormente aplicados a todo o conjunto de alternativas, procedimento esse que é comumente utilizado no paradigma de regressão ordinal.

A elicitación direta requer que o decisor informe o valor dos parâmetros do modelo, fato esse que pode demandar um maior esforço cognitivo, assim, a fim de se minimizar o esforço requerido no processo de elicitación, perguntas relacionadas a decisões exemplares são comumente utilizadas (Kadziński *et al.*, 2017). Os métodos fundamentados na elicitación indireta carecem de menos esforço cognitivo, e o modelo de preferência construído perante as alternativas de referência, deseja representar os julgamentos holísticos constatados nesses exemplos. Os métodos MCDA baseados nesse paradigma são chamados de métodos de regressão ordinal (Greco; Słowiński; Wallenius, 2024).

A construção de uma função valor por intermédio dos métodos de regressão ordinal gera um problema, que está associado a existência de múltiplas funções de valor compatíveis, que conseqüentemente fornecem uma classificação distinta, quando aplicadas no conjunto de alternativas consideradas (Corrente; Greco; Słowiński, 2012). A fim de considerar todas essas funções de valor compatíveis com as preferências do decisor, Greco *et al.* (2008) propuseram uma abordagem denominada de Regressão Ordinal Robusta (ROR) que foi aplicada no método UTA^{GMS}.

Corrente *et al.* (2016) destacam que a regressão ordinal e a ROR têm por finalidade apoiar o decisor por meio de algumas recomendações em função das preferências fornecidas. Todavia, o ROR considera de forma simultânea todas as funções de valor compatíveis com essas informações, enquanto a regressão ordinal clássica considera somente uma instância

contida no modelo de preferência. De acordo com Greco *et al.* (2024) os métodos baseados em ROR consideram duas relações de preferência em um conjunto de ações, as relações de preferência necessárias e possíveis. Onde a relação necessária é derivada de todas as instâncias de função de valor compatíveis e a possível deve ser suportada por pelo menos uma dessas instancias.

Ainda dentro desse contexto, Figueira *et al.* (2009) propuseram o método Regressão Generalizada com Intensidades de Preferência (GRIP), o mesmo adota todas as características implementadas no UTA^{GMS}, entretanto o mesmo considera informações de preferência adicionais. As quais são obtidas mediante comparações de intensidades de preferência entre alguns pares de ações de referência.

2.4 MÉTODO UTA

O método UTA (*UTilitéé Additive*) foi inicialmente declarado por Jacquet-Lagreze e Siskos (1982) para lidar com problemas de decisão multicritério. Este método, de acordo com Siskos *et al.* (2016), visa extrair uma ou mais funções de valor aditivo a partir de uma determinada classificação/ranking em um conjunto A_R de alternativas de referência, sendo que, para obter e avaliar essas funções, o método utiliza técnicas de programação linear. Ou seja, o método utiliza informações a priori, concebidas na forma de listas de opções ordenadas, utilizando assim uma desagregação de preferências.

Segundo Patiniotakis *et al.* (2011), ao utilizar as técnicas de programação linear essa metodologia infere de maneira otimizada as funções de valor aditivo não lineares, fornecendo assim uma aproximação linear por partes, de modo que essas funções sejam tão consistentes/semelhantes quanto possíveis com as preferências globais do decisor. Como resultado, a função obtida é um polinômio real de primeira ordem, contido em um intervalo $[0;1]$, onde, nesse contexto, cada variável representa as pontuações dadas às alternativas em relação a um determinado critério.

O modelo de agregação de critérios no método UTA é assumido como sendo uma função de valor aditivo, nesse contexto, considera-se que uma função de valor multicritério é aditiva se a mesma tiver o seguinte formato exposto na Equação (1):

$$u(g) = \sum_{i=1}^n p_i u_i g(i) \quad (1)$$

sob as seguintes restrições de normalização da Equação (2):

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n p_i = 1 \\ u_i(g_{i_*}) = 0, u_i(g_{i^*}) = 1, \forall i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (2)$$

Onde $u_i, i = 1, 2, \dots, n$ representam o valor marginal não decrescente das funções de valor marginal, definidas nos respectivos critérios $g_i: g_{i^*}$ e g_{i_*} , onde os mesmos são respectivamente o melhor e o pior nível de avaliação do critério g_i , normalizados entre 0 e 1, e p_i é o peso relativo positivo de u_i .

A função de valor marginal e a função global possuem a propriedade de monotonicidade do critério verdadeiro. Ou seja, para cada par de ações a e b contidos em um conjunto de ações A , com as respectivas avaliações multicritério nos n critérios $g(a)$ e $g(b)$, a função valor global deve verificar se as seguintes propriedades da Equação (3) são válidas:

$$\forall (a, b) \in A: \begin{cases} u[g(a)] > u[g(b)] \Leftrightarrow a \succ b & \text{(relação de preferência)} \\ u[g(a)] = u[g(b)] \Leftrightarrow a \sim b & \text{(relação de indiferença)} \end{cases} \quad (3)$$

O método UTA utiliza uma forma não ponderada da função valor aditivo, é praticamente equivalente à forma definida a partir das relações descritas nas Equações (1) e (2), sendo da seguinte forma conforme a Equação (4):

$$u(g) = \sum_{i=1}^n u_i(g_i) \quad (4)$$

sob as seguintes restrições de normalização da Equação (5):

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n u_i(g_{i^*}) = 1 \\ u_i(g_{i_*}) = 0, \forall i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (5)$$

De acordo com Siskos *et al.* (2016), o método UTA é desenvolvido sobre o modelo aditivo descrito nas Equações (4) e (5) e considerando as condições de preferências descritas em (3). O valor de cada alternativa $a \in A_R$ pode ser descrito pela Equação (6) como sendo:

$$u'[g(a)] = \sum_{i=1}^n u_i[g_i(a)] + \sigma(a) \quad \forall a \in A_R \quad (6)$$

Onde, $\sigma(a)$ é equivalente a um erro potencial relativo a $u'[g(a)]$.

Para estimar as funções de valor marginal de forma que elas se tornem lineares por parte, Jacquet-Lagreze e Siskos (1982) propuseram o uso de interpolação linear, onde, para cada critério, o intervalo $[g_{i_*}, g_{i^*}]$ é cortado em $(\alpha_i - 1)$ intervalos iguais, e nesse cenário os pontos finais de g_i^j são obtidos pela seguinte Equação (7):

$$g_i^j = g_{i_*} + \frac{j-1}{\alpha_i-1} (g_{i^*} - g_{i_*}) \quad \forall j = 1, 2, \dots, \alpha_i \quad (7)$$

Com isso o valor marginal de uma determinada ação a é aproximado por uma interpolação linear e, com isso, para $g_i(a) \in [g_i^j - g_i^{j+1}]$ temos a seguinte Equação (8):

$$u_i[g_i(a)] = u_i(g_i^j) + \frac{g_i(a) - g_i^j}{g_i^{j+1} - g_i^j} [u_i(g_i^{j+1}) - u_i(g_i^j)] \quad (8)$$

É importante destacar que o conjunto de ações de referência representado por $A_R = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$ passa a ser reorganizado. Permitindo que a_1 seja a melhor ação do ranking e a_m seja a pior ação do ranking, de tal modo que, para cada par de ações consecutivas (a_k, a_{k+1}) aconteça uma relação de preferência ($a_k \succcurlyeq a_{k+1}$) ou uma relação de indiferença consecutivas ($a_k \sim a_{k+1}$). Assim, consoante a Equação (9) se:

$$\Delta(a_k, a_{k+1}) = u'[g(a_k)] - u'[g(a_{k+1})] \quad (9)$$

uma das seguintes expressões é válida, conforme a Equação (10):

$$\begin{cases} \Delta(a_k, a_{k+1}) \geq \delta & \text{se } a_k \succcurlyeq a_{k+1} \\ \Delta(a_k, a_{k+1}) = 0 & \text{se } a_k \sim a_{k+1} \end{cases} \quad (10)$$

onde δ é um pequeno número positivo, que serve para discriminar de maneira significativa duas classes de equivalência sucessivas de R .

Considerando a hipótese da monotonicidade das preferências, os valores marginais $u_i(g_i)$ devem satisfazer o conjunto das seguintes restrições, descritos na Equação (11).

$$u_i(g_i^{j+1}) - u_i(g_i^j) \geq s_i \quad \forall j = 1, 2, \dots, \alpha_i - 1, i = 1, 2, \dots, n, s_i \geq 0 \quad (11)$$

Por fim, as funções de valor marginal no método UTA são estimadas por meio de programação linear, contendo como restrições as Equações (4), (5), (10) e (11) e uma função objetivo (12) que depende de $\sigma(a)$ e indica o valor do desvio total.

$$[\min] F = \sum_{a \in A_R} \sigma(a) \quad (12)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{sujeito a} \\ \left. \begin{array}{l} \Delta(a_k, a_{k+1}) \geq \delta \text{ se } a_k \succcurlyeq a_{k+1} \\ \Delta(a_k, a_{k+1}) = 0 \text{ se } a_k \sim a_{k+1} \end{array} \right\} \forall k \\ u_i(g_i^{j+1}) - u_i(g_i^j) \geq 0 \forall i \text{ e } j \\ \sum_{i=1}^n u_i(g_i^*) = 1 \\ u_i(g_i^*) = 0, u_i(g_i^j) \geq 0, \sigma(a) \geq 0 \forall a \in A_R, \forall i \text{ e } j \end{array} \right.$$

Quando $F = 0$, isso significa que o modelo consegue encontrar um conjunto solução para a utilidade final, de tal forma que a classificação resultante do modelo irá corresponder perfeitamente com a classificação inicial apresentada pelo conjunto de referência definido pelo decisor; caso contrário, quando $F > 0$ isso significa que não existe um conjunto de valores que possa recriar com precisão a mesma classificação inicial do A_R . Com isso, o ranking obtido a partir dessa condição é criado com algum erro em relação ao ponto de vista do decisor (Jacquet-Lagrezze; Siskos, 1982; Mehrpour *et al.*, 2024).

2.4.1 Variantes do método UTA e estudos orientados para aplicação

O método UTA com o decorrer dos anos foi aprimorado e passou a ser estendido para uma gama de variações, gerando assim uma família de métodos. De acordo com De Almeida (2013) existem diversas extensões associadas ao método primordialmente proposto. Beuthe e Scannella (2001) analisaram em seu estudo algumas das principais variantes do método aditivo, realizando uma comparação em relação ao desempenho preditivo em dois conjuntos de dados. Siskos *et al.* (2016) realizam um detalhamento a respeito da história, os princípios e variantes difundidas do método. Resumidamente, o Quadro 2, cita algumas das variantes do método UTA.

Quadro 2 - Variantes do método UTA

| Variante | Estudo |
|--------------------|-------------------------------|
| UTADIS | Devaud <i>et al.</i> (1980) |
| UTA II | Siskos (1980) |
| Stochastic UTA | Siskos (1983) |
| UTASTAR | Siskos e Yannacopoulos (1985) |
| UTADIS II | Doumpos e Zopounidis (2002) |
| UTA ^{GMS} | Greco <i>et al.</i> (2008) |

| | |
|-----------------------|-----------------------------------|
| ACUTA | Bous <i>et al.</i> (2010) |
| UTADIS ^{GMS} | Greco <i>et al.</i> (2010) |
| fuzzy UTASTAR | Patiniotakis <i>et al.</i> (2011) |
| RUTA | Kadziński <i>et al.</i> (2013) |
| S-UTA | Demesouka <i>et al.</i> (2013) |
| S-UTASTAR | Demesouka <i>et al.</i> (2019) |

Fonte: Esta pesquisa (2024)

Para a realização desta pesquisa, se faz necessário ainda revisar a literatura existente sobre estudos que envolvem a tomada de decisão multicritério com o auxílio do método UTA e suas variantes. Esse processo é conduzido por meio de uma análise abrangente das pesquisas onde foram utilizados os métodos dessa família. Algumas das aplicações identificadas estão detalhadas no Quadro 3.

Quadro 3 - Aplicações dos métodos da família UTA

| Autores | Descrição |
|-------------------------------------|--|
| Athawale <i>et al.</i> (2011) | O estudo utiliza o método UTA para apoiar o problema de seleção de materiais. |
| Spyridakos <i>et al.</i> (2012) | O estudo emprega o UTA II para apoiar o problema de alocação de unidades de detecção de incêndio em uma floresta. |
| Andriosopoulos <i>et al.</i> (2012) | O estudo utiliza os métodos UTADIS e ELECTRE TRI para realizar a previsão de um anúncio de recompra de ações no mercado aberto por empresas. |
| Grigoroudis e Zopounidis (2012) | Aplica o método UTASTAR com o intuito de realizar uma avaliação de desempenho de funcionários em uma organização de saúde. |
| Grigoroudis <i>et al.</i> (2012) | O estudo utiliza o UTASTAR com o intuito de agregar o desempenho marginal de alguns Indicadores-chave de desempenho, a fim de desenvolver um sistema de medição de desempenho estratégico usando o balanced scorecard em uma organização de saúde. |
| Narayan <i>et al.</i> (2013) | Recorre ao método UTA para apoiar o planejamento autônomo de trajetórias para sistemas aéreos não tripulados, que operam em ambientes de baixa altitude. |
| Gruca e Sikora (2013) | O estudo utiliza o método UTA para apoiar o processo de seleção de regras multicritério consoante as as preferências do usuário. |
| Laryea (2013) | O estudo aplica o UTADIS com o intuito de classificar alguns projetos com base no resultado de lucro. |

| | |
|---|--|
| Siskos <i>et al.</i> (2014) | O estudo utiliza o UTA II com o intuito de avaliar e classificar o governo eletrônico de 21 países da Europa, considerando 8 critérios de avaliação. |
| Balla <i>et al.</i> (2014) | O estudo utiliza o método UTADIS com o intuito de desenvolver um modelo de classificação para prever ações coletivas de valores mobiliários movidas contra bancos dos EUA. |
| Haider <i>et al.</i> (2015) | Aplica o método Fuzzy UTASTAR para avaliar a sustentabilidade de diferentes opções de gestão da qualidade da água em rios de países em desenvolvimento, sendo adotado como exemplo o caso de um rio no Paquistão. |
| Işık e Adalı (2016) | O estudo aplica o método UTA para apoiar o processo de seleção de uma empresa de consultoria. |
| Doumpos <i>et al.</i> (2016) | O estudo utiliza o método UTADIS II com o intuito de monitorar a condição pós-operatória de pacientes que receberam tratamento para fibrilação atrial, classificando os pacientes em sete categorias mediante o seu risco de recaída. |
| Papapostolou <i>et al.</i> (2016) | Recorre ao UTASTAR para apoiar decisões de implementação de investimentos em projetos de geração de eletricidade via fontes de energia renováveis. |
| Mastorakis e Siskos (2016) | O estudo aplica o UTASTAR para apoiar uma empresa farmacêutica multinacional na sua estratégia de investimentos no mercado farmacêutico da Grécia. |
| Chhipi-Shrestha <i>et al.</i> (2018) | O estudo utiliza o método UTA para avaliar o impacto da densificação de bairros perante onexo água-energia-carbono, onde alguns bairros de densidades residenciais variadas foram avaliados, considerando 6 critérios. |
| Zheng e Lienert (2018) | O estudo analisa os impactos da implementação de duas filosofias MCDA distintas, sendo elas, o uso de métodos de elicitação de preferência de agregação direta e o uso da desagregação indireta, por meio do UTA ^{GMS} , para apoiar uma decisão de infraestrutura de águas residuais na Suíça. |
| Thesari <i>et al.</i> (2019) | O estudo utiliza o método UTASTAR para apoiar o processo de alocação de recursos públicos em uma cidade, com o intuito de se verificar a importância relativa dos setores/departamentos do município. |
| Touni <i>et al.</i> (2019) | Aplica o método UTASTAR em um contexto que envolve decisões financeiras, a fim de estimar/compreender o comportamento de um decisor, considerando os seguintes critérios: risco, retorno e liquidez. |
| Babashov <i>et al.</i> (2020) | Emprega o UTADIS ^{GMS} para apoiar o processo de design de formulários de medicamentos. |
| Ghannadpour <i>et al.</i> (2021) | O estudo utiliza o método UTASTAR com o intuito de classificar projetos com base na sustentabilidade, considerando princípios sustentáveis. |
| Diakaki e Grigoroudis (2021) | Aplica o UTASTAR para apoiar o problema de melhoria da eficiência energética em edifícios. |
| Ehsanifar <i>et al.</i> (2021) | Usa o UTASTAR para apoiar o problema de seleção de locais de armazenamento no Irã. |
| Ebrahimi Malekshah <i>et al.</i> (2022) | O estudo utiliza o UTASTAR com o intuito de otimizar a alocação de risco entre as partes envolvidas em projetos de construção na fase de conclusão do contrato. |
| Yildirim <i>et al.</i> (2023) | Utiliza o método UTADIS para classificar locais de mergulho. |

Fonte: Esta pesquisa (2024)

Jacquet-Lagrange e Siskos (1982) destacam a necessidade existente de se explorar as soluções em volta dos valores resultantes do modelo. Porém, uma pequena parte dos estudos citados faz jus a essa observação. Essa análise é considerada importante no contexto dos métodos UTA, pois, abordagens baseadas em programação linear retornam em muitos casos soluções múltiplas ou quase ótimas (Siskos; Grigoroudis, 2010).

O uso de abordagens desse calibre, não assegura uma única solução. Pelo contrário, existem múltiplas possibilidades de solução compatíveis com as preferências descritas pelo decisor, e essas soluções devem ser consideradas. Já que embora compatíveis com a anteposição do decisor em relação ao conjunto referência de alternativas, essas demais soluções podem causar diferenciações no resultado, portanto, o impacto provocado por essas demais soluções deve ser estudado (Mastorakis; Siskos, 2016).

Assim, uma etapa de pós-otimalidade pode ser realizada, de modo a se identificar outras soluções adequadas e a partir disso um conjunto de recomendações, compatíveis com o julgamento do tomador de decisão, podem ser fornecidas via uma representação mais robusta. Substituindo assim resultados associados a uma representação única de solução (Balla *et al.*, 2014; Doumpos *et al.*, 2016).

Embora as aplicações acima mencionadas justifiquem a adoção do método UTA e suas extensões no apoio ao processo decisório, bem como tais métodos podem chegar a ser efetivamente adotados. Deve-se enfatizar que não foram identificados estudos voltados a avaliação da atratividade espacial por meio da utilização de uma abordagem GIS-MCDA. Apenas uma pequena parte dos estudos, dentre essas demais aplicações, tem os seus esforços de pesquisa voltados a uma análise que aborde de maneira um pouco mais detalhada o estudo das múltiplas soluções associadas ao contexto do problema e como elas podem impactar o resultado. Assim, esse estudo pretende utilizar o método UTADIS para classificar municípios de um estado brasileiro perante a sua atratividade espacial, avaliando o espaço de soluções do problema.

2.5 MÉTODO UTADIS

O método UTADIS (*UTilites Additives DIScriminantes*) é um método MCDA orientado a problemas de classificação, o mesmo foi apresentado inicialmente por Devaud *et al.* (1980), sendo posteriormente refinado por Jacquet-Lagrange e Siskos (1982), sendo assim uma variante do método UTA.

O UTADIS classifica um conjunto de alternativas em q grupos distintos, analisando algumas funções de utilidade aditiva que minimizam o erro de classificação entre classes. Os

principais parâmetros considerados são os pesos dos critérios, as funções de utilidade marginal e os limites de utilidade, sendo que os pesos e os limites de utilidades são as incógnitas do modelo. O método tem por objetivo maximizar a coerência entre a classificação estimada pelo modelo e uma classificação predefinida das alternativas, utilizando técnicas de programação matemática (Esmaelian; Shahmoradi; Vali, 2016).

Diakoulaki *et al.* (1999) utilizaram o método visando determinar a contribuição de alguns fatores sobre a eficiência energética de alguns países, para reduzir a intensidade energética dos mesmos. Spathis *et al.* (2003) aplicaram o método com o intuito de explicar qualificações de relatórios de auditoria em empresas gregas, via medidas de desempenho. Outras aplicações mais recentes foram detalhadas no Quadro 2. A seguir, é apresentada uma breve introdução ao método UTADIS, uma descrição detalhada pode ser consultada em Doumpos e Zopounidis (2002).

Ao considerar A_R como sendo um subconjunto com n alternativas de referência, em que $A_R = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ 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 $k = 2, \dots, q - 1$, adotando o que já foi exposto nas Equações (1), (2), (4), (5), (6), (7), (8) e (11). Realizando uma transformação nas restrições de monotonicidade por meio da Equação (13) conforme o que foi exposto por Siskos e Yannacopoulos (1985), temos:

$$\begin{cases} w_{ij} = u_i(g_i^{j+1}) - u_i(g_i^j) \geq 0 \quad \forall i, j \\ u_i(g_{i_*}) = 0 \\ u_i(g_i^j) = \sum_{k=1}^{j-1} w_{ik} \end{cases} \quad (13)$$

Dessa forma, os pesos para cada critério m analisado podem ser calculados conforme a Equação (14):

$$u_i [g_i (\alpha)] = \sum_{k=1}^{j-1} w_{ik} + \frac{g_i(\alpha) - g_i^j}{g_i^{j+1} - g_i^j} w_{ij} \quad (14)$$

De tal forma que, a utilidade global $U(a)$ de uma alternativa $a \in A_R$ tem a seguinte forma aditiva, exposta na Equação (15):

$$U(a) = \sum_{i=1}^n u_i [g_i(\alpha)] \quad (15)$$

Zopounidis e Doumpos (1999) destacam que existem dois erros possíveis, erros de classificação incorreta, considerados no método perante a utilidade global $U(a)$, sendo eles:

- $\sigma^+(a)$ – Erro de superestimação. Uma determinada alternativa, mediante a sua utilidade, é atribuída a uma classe inferior àquela a que realmente pertence.
- $\sigma^-(a)$ – Erro de subestimação. A alternativa, mediante a sua utilidade, é atribuída a uma classe superior àquela a que realmente pertence.

De tal forma que a classificação das alternativas é alcançada por meio de uma comparação entre cada uma das utilidades globais e os limiares de utilidade u definidos pelo método, conforme exposto nas Equações (16-19).

$$U(a) \geq u_1 \rightarrow a \in C_1 \quad (16)$$

$$u_2 \leq U(a) < u_1 \rightarrow a \in C_2 \quad (17)$$

$$u_k \leq U(a) < u_{k-1} \rightarrow a \in C_k \quad (18)$$

$$U(a) < u_{q-1} \rightarrow a \in C_q \quad (19)$$

Assim, de acordo com 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 que depende de $\sigma^+(\alpha)$ e $\sigma^-(\alpha)$ indica o valor do desvio total, conforme descrito nas Equações (20-26).

$$\text{Min } F = \sum_{\alpha \in C_1} \sigma^+(\alpha) + \dots + \sum_{\alpha \in C_k} [\sigma^+(\alpha) + \sigma^-(\alpha)] + \dots + \sum_{\alpha \in C_q} \sigma^-(\alpha) \quad (20)$$

$$\sum_{i=1}^m u_i [g_i(\alpha)] - u_1 + \sigma^+(\alpha) \geq \delta 1, \quad \forall a \in C_1 \quad (21)$$

$$\left. \begin{array}{l} \sum_{i=1}^m u_i [g_i(\alpha)] - u_k + \sigma^+(\alpha) \geq \delta 1 \\ \sum_{i=1}^m u_i [g_i(\alpha)] - u_{k-1} - \sigma^-(\alpha) \leq -\delta 2 \end{array} \right\} \forall a \in C_k \quad (22)$$

$$\sum_{i=1}^m u_i [g_i(\alpha)] - u_{q-1} - \sigma^-(\alpha) \leq -\delta 2, \quad \forall a \in C_q \quad (23)$$

$$\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^{a_{i-1}} w_{ij} = 1 \quad (24)$$

$$u_k - u_{k+1} \geq s, \quad \forall k = 1, 2, \dots, q - 2 \quad (25)$$

$$w_{ij} \geq 0, \sigma^+(\alpha) \geq 0, \sigma^-(\alpha) \geq 0 \quad (26)$$

onde δ_1 , δ_2 e s são pequenos números positivos.

Beuthe e Scannella (2001) destacam que quando a Equação (20) é igual a 0, ou seja, $F = 0$, qualquer solução pertencente ao conjunto convexo de soluções admitidas pelas restrições do modelo, expressas pelas Equações (20-26), fornece uma classificação idêntica aquela especificada no grupo de referência A_R .

Segundo Doumpos e Zopounidis (2002), esse modelo de programação linear assegura a existência de um ótimo global na solução. No entanto, em muitos casos, existem múltiplas soluções ótimas, sendo assim, a estabilidade dessas soluções precisa ser aferida. Os autores ressaltam que essa análise é conduzida por meio de uma análise de sensibilidade, cujo objetivo é identificar e explorar a existência de soluções ótimas alternativas. Onde nesse caso algumas questões podem ser consideradas tais como a determinação do número mínimo de subintervalos dos critérios, a maximização das constantes δ_1 e δ_2 , a maximização dos pesos dos critérios e dos limites de utilidade u_k , dentre outras possibilidades.

O método UTADIS é aplicado a um conjunto de referência A_R visando a construção de uma função de utilidade aditiva para a classificação das alternativas nos grupos preestabelecidos. Após isso, o modelo desenvolvido é extrapolado para as demais alternativas contidas em A , visando a generalização do modelo de classificação (Doumpos; Zopounidis, 2004). Dessa forma, é possível obter a classificação de todas as alternativas e as suas respectivas pontuações de acordo com suas utilidades globais (Zopounidis; Doumpos, 2001).

3 MODELO DE AVALIAÇÃO DA ATRATIVIDADE ESPACIAL

Este capítulo apresenta a descrição do problema relacionado à avaliação da atratividade espacial, os critérios de avaliação adotados no estudo, a área de aplicação, o método utilizado, bem como a proposta a ser seguida na análise de sensibilidade.

3.1 DESCRIÇÃO DO PROBLEMA

Conforme exposto anteriormente, os responsáveis pelas decisões urbanas vêm enfrentando uma série de desafios, exigindo assim uma maior agilidade e efetividade perante o processo de tomada de decisão. Greco *et al.* (2019) destacam que o aumento exponencial da disponibilidade de informações também demanda um maior esforço perante a sua interpretação e elucidação, onde a existência de indicadores compostos, que agreguem uma infinidade de métricas, auxilia na compreensão perante a agregação de todas essas informações.

A finalidade de indicadores desse caráter é condensar informações contidas em um conjunto de indicadores subjacentes, de tal maneira que isso reflita com precisão a situação em questão (Lindén *et al.*, 2021). A avaliação de atratividade espacial de cidades é algo enigmático, podendo se tornar ambíguo, devido a uma série de fatores que exercem influência sobre o processo de análise. Sendo assim, desafiador alcançar um consenso amplo sobre sua definição, resultados e, por conseguinte, sua efetiva incorporação no processo decisório.

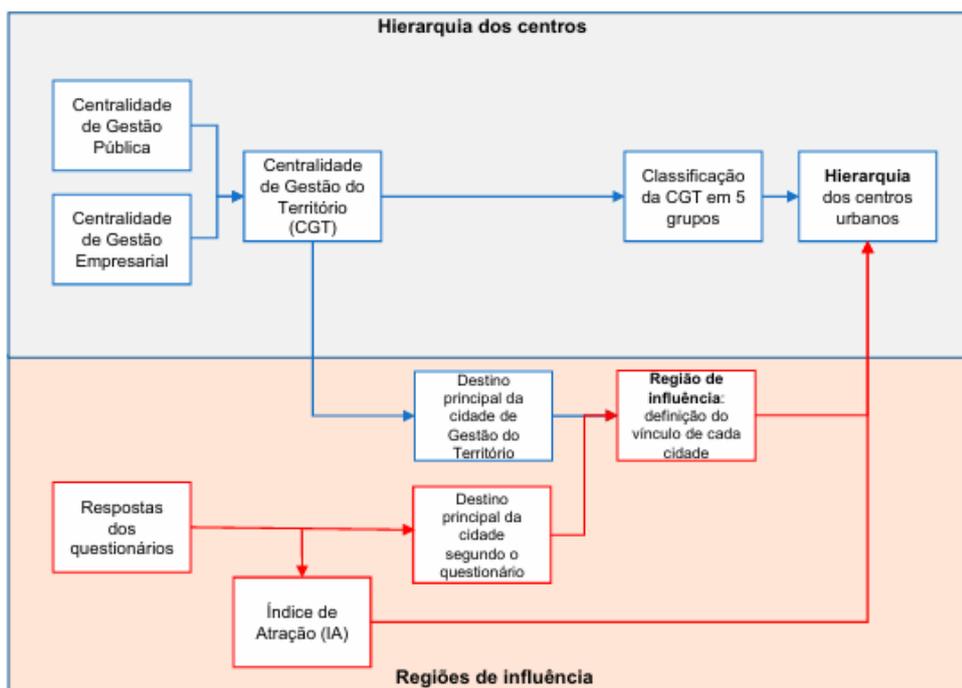
Segundo Mueller *et al.* (2018) a satisfação e a noção de conforto aferidos dos cidadãos sobre um certo espaço urbano é algo altamente subjetivo, individualmente diferente e geograficamente limitado, fatores esses que comprometem uma avaliação da atratividade espacial limitada a essas vertentes. Jacobs-Crisioni *et al.* (2023) relata que inúmeros estudos tentam mensurar a funcionalidade de um centro urbano considerando apenas o seu tamanho populacional ou suas dependências de mercado de trabalho, todavia, esses estudos pecam ao não compreender de maneira adequada o papel exercido por centros urbanos menores na prestação de serviços.

As cidades estão se consolidando cada vez mais como protagonistas na economia nacional, e aspectos como o número de grandes empresas em seu território, contribuem positivamente com a atratividade do local (Marchesani; Masciarelli; Doan, 2022). Os gestores públicos que pretendem aumentar a atratividade do centro urbano mediante políticas urbanas, devem considerar o fortalecimento da economia local e a melhoria da qualidade de vida, assim a compreensão dos fatores que influenciam a atratividade das áreas urbanas são essenciais para as governanças locais (Buch *et al.*, 2014).

Considerando esse cenário, esse estudo visa contribuir com a literatura fornecendo um modelo de avaliação da atratividade espacial, por meio de um processo transparente e replicável, que considera fatores associados a percepção dos habitantes a respeito da atração exercida perante a promoção de bens e serviços ofertados por outras cidades. E ainda, as atividades relacionadas à gestão pública e empresarial, e as conexões exercidas via transporte público. Fatores esses obtidos através do estudo divulgado pelo IBGE, sobre as Regiões de Influência das Cidades, REGIC 2018, em IBGE (2020).

Adotou-se uma metodologia distinta daquela implementada pelo IBGE em seu estudo sobre a REGIC, metodologia essa ilustrada na Figura 2, para classificar os centros urbanos. A abordagem utilizada neste estudo baseia-se no método multicritério UTADIS, com o objetivo de desenvolver um estudo complementar focado na classificação das cidades em um nível estadual. Esse estudo considera um único banco de dados, o do IBGE, de fácil acesso e disponível para todas as partes interessadas que desejam compreender a atratividade das cidades no contexto regional.

Figura 2 - Etapas implementadas na REGIC 2018



Fonte: IBGE (2020)

Mais detalhes sobre as etapas implementadas no estabelecimento da hierarquia urbana e construção das regiões de influência, podem ser encontradas em IBGE (2020).

3.2 CRITÉRIOS DE AVALIAÇÃO

Como descrito anteriormente, os dados utilizados no estudo foram retirados da base de dados utilizada na REGIC 2018, contidos em IBGE (2020). Ao todo, foram considerados 12 critérios, dispostos na Tabela 1.

Tabela 1 - Critérios de avaliação

| Código | Critério de avaliação |
|---------------|--|
| C1 | Índice de atração temática para compra de vestuário e calçados |
| C2 | Índice de atração temática para compra de móveis e eletroeletrônicos |
| C3 | Índice de atração temática para saúde de baixa e média complexidades |
| C4 | Índice de atração temática para saúde de alta complexidade |
| C5 | Índice de atração temática para ensino superior |
| C6 | Índice de atração temática para atividades culturais |
| C7 | Índice de atração temática para atividades esportivas |
| C8 | Índice de atração temática para aeroporto |
| C9 | Índice de atração temática para jornais |
| C10 | Índice de atração temática para transporte público |
| C11 | Coefficiente de Centralidade de Gestão Pública |
| C12 | Coefficiente de Intensidade da Gestão Empresarial |

Fonte: Esta pesquisa (2024)

Os nove critérios iniciais, C1-C9, expressam as relações de proximidade aferidas pelo IBGE via um questionário aplicado em 5503 municípios brasileiros. É importante salientar que o estudo realizado pelo IBGE desconsiderou alguns municípios, aqueles com alto nível de centralidade, totalizando 67 municípios, pois os mesmos tendem a suprir de forma satisfatória a demanda requerida pela população que ali reside por bens e serviços. O modelo de pergunta utilizado no questionário está exposto na Tabela 2.

Tabela 2 - Modelo de pergunta do questionário

| 1 - Quais são os municípios mais procurados pela população para compra de artigos de vestuário e calçados para consumo próprio? | | | |
|---|----|-----------|------------|
| | UF | Município | Percentual |
| 1º Lugar | | | |
| 2º Lugar | | | |
| 3º Lugar | | | |
| 4º Lugar | | | |
| 5º Lugar | | | |

Fonte: IBGE (2020)

No estudo do IBGE, três informantes foram consultados em cada cidade, considerando uma ordem de locais previamente estabelecidos, sobre a procura realizada pela população daquela localidade a bens e serviços em outros municípios perante os produtos e serviços considerados em cada um dos nove critérios considerados. Onde, cada informante declarava para cada item, no mínimo um destino e no máximo cinco, desconsiderando o município no qual ele residia. Era necessário também informar uma estimativa percentual da participação de cada destino declarado, pois esse percentual, juntamente com a população residente de cada município, determinava o índice de atração para cada cidade.

Assim, os nove critérios iniciais dimensionam o potencial atrativo de cada alternativa, de tal forma que quanto maior o valor do índice, maior é o potencial que aquela determinada alternativa tem de atrair pessoas de outros centros urbanos perante a temática considerada. O critério C10 foi adaptado de uma pesquisa anterior sobre Ligações Rodoviárias e Hidroviárias, visando identificar as principais conexões entre os municípios por meio do transporte público. Percentuais foram atribuídos para representar a frequência das ligações via transporte público rodoviário e hidroviário.

O critério C11 reflete o impacto gerado pelas atividades vinculadas às instituições públicas. Nesse critério, foram incluídas instituições dos poderes executivo e judiciário, como INSS, Ministério do Trabalho e Emprego, Secretaria Especial da Receita Federal, Justiça Federal, Tribunais Regionais Eleitorais, Tribunais Regionais do Trabalho, e o IBGE. O desempenho desse critério resulta de uma ponderação que considera o número de entidades públicas na cidade multiplicado pelo peso atribuído pelo IBGE, conforme o nível de gestão exercido por cada instituição.

Por fim, o critério C12 considera o impacto provocado pela quantidade de empresas, sendo elas sedes ou filiais, na cidade. O desempenho do critério é obtido por meio do somatório dessas empresas. Maiores detalhes sobre cada um desses critérios podem ser consultados em IBGE (2020). Ambos os critérios são benéficos à avaliação da atratividade espacial, tendo uma direção de preferência positiva.

3.3 ÁREA DE ESTUDO

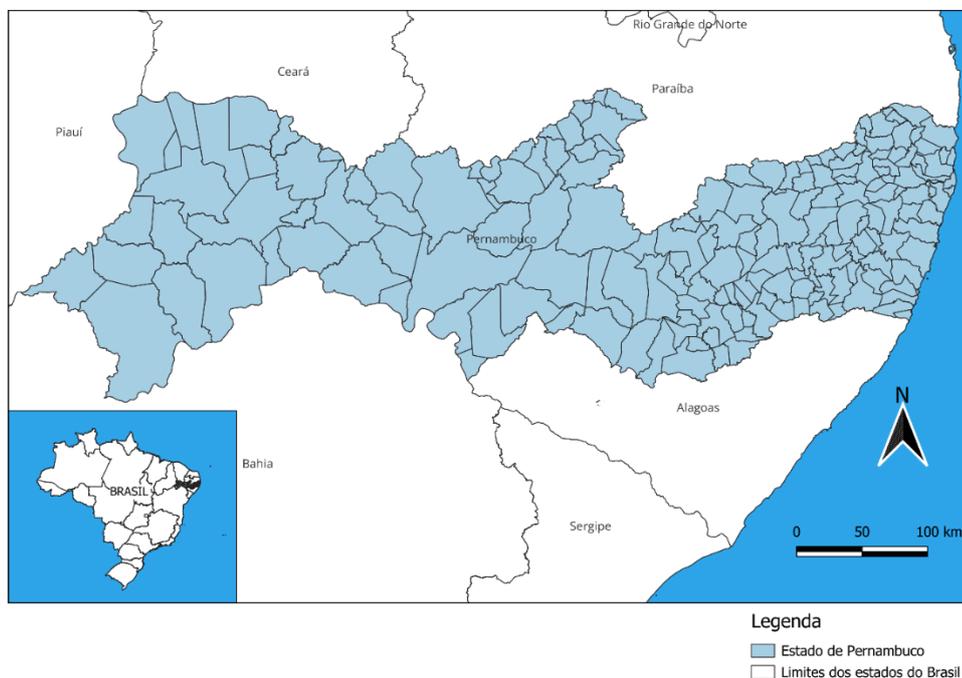
A delimitação da área de estudo contempla dois níveis de análise: um de caráter regional, focado no estado de Pernambuco, e outro de abrangência nacional.

3.3.1 Análise regional centrada no estado de Pernambuco

Essa área de estudo terá como foco de aplicação o estado de Pernambuco, avaliando os municípios que o compõem, conforme ilustrado na Figura 3. O objetivo é classificá-los em cinco classes em relação à sua atratividade espacial, com base nos critérios expostos na seção anterior. As classes representam o nível de atratividade de cada centro urbano em ordem decrescente. Assim, a classe 1 reúne as cidades com maior atratividade espacial, enquanto a classe 5 corresponde aos centros urbanos com menor atratividade. Segundo o IBGE (2024), Pernambuco possui uma população estimada em 9.539.029 habitantes, distribuídos por uma área territorial de 98.067,877 km², subdividida em 185 municípios.

No estudo da REGIC, os municípios são considerados o objeto principal da análise, juntamente com os Arranjos Populacionais. Esses arranjos foram incluídos porque, conforme o estudo, alguns municípios são indissociáveis como unidades urbanas. Esses municípios apresentam uma forte integração entre si, justificando a sua consideração como um único nó na rede urbana. Neste estudo, esse aspecto também será considerado. Assim, os municípios que pertencem a algum arranjo populacional serão analisados conjuntamente.

Figura 3 - Estado de Pernambuco



Fonte: Esta pesquisa (2024)

A composição dos arranjos populacionais considerados na pesquisa da REGIC, que abrangem o estado de Pernambuco, bem como seus municípios integrantes, está apresentada no Quadro 4.

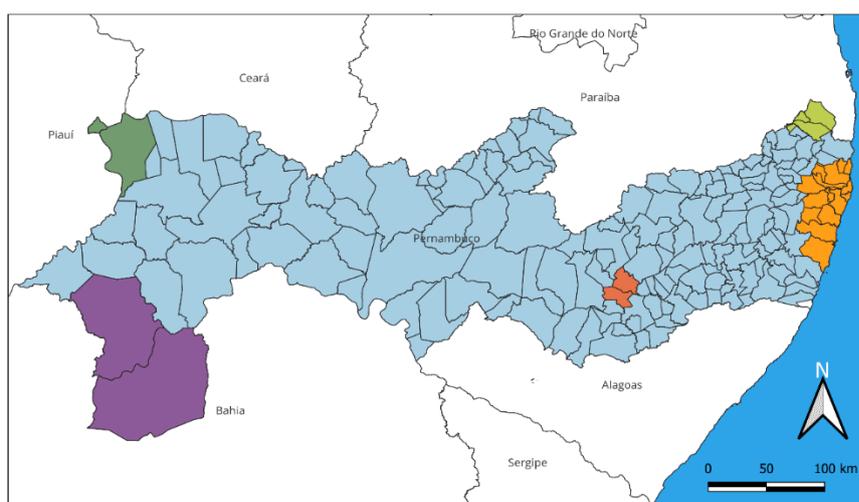
Quadro 4 – Arranjos populacionais

| Nome do Arranjo Populacional | Municípios considerados |
|---|---|
| Arranjo Populacional de Araripina/PE | Araripina e Marcolândia (PI) . |
| Arranjo Populacional de Caetés - Capoeiras/PE | Caetés e Capoeiras. |
| Arranjo Populacional de Itambé/PE - Pedras de Fogo/PB | Camutanga, Itambé, Juripiranga (PB) e Pedras de Fogo (PB) . |
| Arranjo Populacional de Petrolina/PE - Juazeiro/BA | Juazeiro (BA) e Petrolina. |
| Arranjo Populacional de Recife/PE | 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. |

Fonte: IBGE (2020)

Observa-se que, mesmo ao considerar apenas os municípios do estado de Pernambuco, alguns arranjos populacionais incluem, em sua composição, municípios de outros estados. Isso é compreensível, dado o elevado nível de integração entre eles. A disposição espacial dos municípios que compõem cada arranjo populacional pode ser visualizada na Figura 4.

Figura 4 - Municípios e Arranjos Populacionais considerados



Municípios e Arranjos Populacionais considerados

- Arranjo Populacional de Araripina/PE
- Arranjo Populacional de Caetés - Capoeiras/PE
- Arranjo Populacional de Itambé/PE - Pedras de Fogo/PB
- Arranjo Populacional de Petrolina/PE - Juazeiro/BA
- Arranjo Populacional de Recife/PE
- Região de estudo Regic

Fonte: Esta pesquisa (2024)

Dessa forma, o estudo irá considerar 163 cidades e 5 Arranjos populacionais, totalizando assim 168 alternativas. Assim, todos os municípios do estado de Pernambuco, conforme ilustrado na Figura 3, serão classificados, com exceção do município de São José da Coroa Grande, que no estudo da REGIC não é considerado parte do estado de Pernambuco, por integrar o Arranjo Populacional de Maragogi/AL - São José da Coroa Grande/PE, pertencente ao estado de Alagoas.

3.3.2 Análise nacional

Para fins de comparação, o método UTADIS será novamente aplicado, expandindo a classificação das alternativas para um âmbito nacional. Nesta abordagem, em vez de considerar somente as cidades brasileiras situadas no estado de Pernambuco, o estudo abrangerá toda a população analisada no estudo da REGIC. Essa população é composta por 4.899 alternativas, subdivididas em 4.632 cidades e 267 arranjos populacionais. Essas alternativas serão utilizadas para desenvolver o modelo de classificação que atribuirá as cidades brasileiras a 5 classes homogêneas com base em sua atratividade espacial.

3.4 ABORDAGEM METODOLOGICA PROPOSTA

O método multicritério de apoio a decisão utilizado para desenvolver o modelo de avaliação da atratividade espacial nesse estudo é UTADIS. Segundo Wójcik *et al.* (2023) dentre os métodos de classificação baseados em desagregação de preferências, o UTADIS é o mais popular, sendo bastante apreciado pela comunidade MCDA devido ao seu procedimento de classificação intuitivo. Soyly e Kapan Ulusoy (2011) destacam que este método é um dos principais algoritmos de classificação ordinal de alternativas, aplicado a uma série de problemas reais. Doumpos e Zopounidis (2002) apresentaram um esboço do procedimento inicial adotado pelo UTADIS, composto por duas etapas. Na primeira etapa, define-se um conjunto de referência, composto por uma amostra das alternativas, descritas ao longo de n critérios de avaliação. Na segunda etapa, faz-se a classificação a priori as alternativas contidas nesse conjunto de referência em q classes.

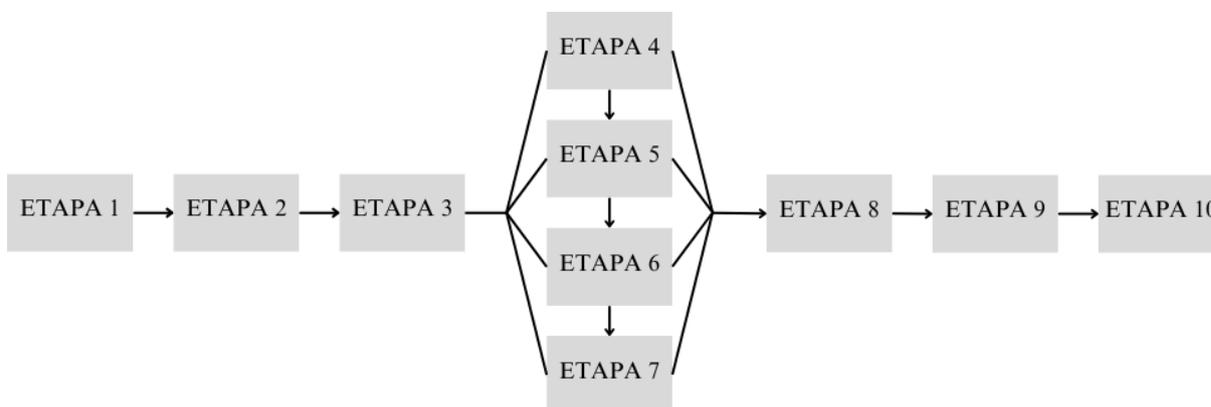
A integração entre um método de decisão multicritério e um Sistema de Informação Geográfica no processo de avaliação da atratividade espacial de municípios requer um procedimento metodológico adaptado, capaz de incorporar a natureza espacial do problema. Isso porque esse processo de avaliação deve considerar a interação entre a posição geográfica do local e as características da área de estudo, de modo a facilitar a tomada de decisão. Dessa

forma, o procedimento metodológico implementado neste estudo, no contexto de uma avaliação GIS-UTADIS, seguirá as seguintes etapas:

- Etapa 1: Definição da área de estudo
- Etapa 2: Definição dos conjuntos de referência representados por áreas
- Etapa 3: Classificação a priori das áreas de referência
- Etapa 4: Análise de sensibilidade
- Etapa 5: Análise do espaço de soluções
- Etapa 6: Tentativa de linearização das funções marginais
- Etapa 7: Extrapolação dos resultados
- Etapa 8: Classificação das alternativas: da região em estudo
- Etapa 9: Exploração visual através do GIS
- Etapa 10: Análise dos resultados

A Figura 5 ilustra a sequência de etapas do procedimento metodológico implementado neste estudo.

Figura 5 - Etapas metodológicas do estudo



Fonte: Esta pesquisa (2024)

3.4.1 Definição das áreas de referência

A partir de algumas alternativas de referência, o modelo de classificação do UTADIS é formulado usando técnicas de programação linear. Caso a precisão obtida nessa amostra seja satisfatória, o modelo poderá ser aplicado a outras amostras para fins de extrapolação e suporte à tomada de decisão (Spathis; Doumpos; Zopounidis, 2003).

A escolha do conjunto de referência é parte essencial do modelo, uma vez que todas as relações matemáticas e condições são criadas a partir desse conjunto. Greco *et al.* (2014) destaca que a partir de alguns julgamentos holísticos sobre um conjunto de alternativas de referência é possível posteriormente construir um modelo de preferência compatível com essas informações. Esse modelo pode então ser aplicado a todo o conjunto de alternativas, permitindo a obtenção de uma recomendação final.

Porém, adicionalmente, o conjunto de referência precisa ser abrangente o suficiente para representar todo o espaço de consequências, sendo de fácil avaliação e representativo das categorias. Conforme destacado por Wachowicz e Roszkowska (2022) este conjunto de alternativas deve ainda ser de fácil ordenação/classificação, sendo suficientemente informativo. Greco *et al.* (2014) salienta que estas alternativas selecionadas devem ser conhecidas pelo decisor, para que o mesmo seja capaz de expressar suas preferências com confiança.

Papapostolou *et al.* (2017) ressaltam que o número de alternativas contidas no conjunto de referência deve ser adequado para o propósito da avaliação. Enfatizando que esse número geralmente depende do número de critérios de avaliação, de tal forma que, quanto maior o número de critérios, maior deve ser o conjunto de alternativas de referência. Todavia, quanto maior o número de alternativas nesse grupo, maior é a complexidade do modelo. Para Wachowicz e Roszkowska (2022) a informatividade do conjunto de referência pode ser obtida de diversas formas, no entanto, não se pode ter certeza do potencial esforço cognitivo exigido.

De modo geral, um conjunto de referência pobre pode levar a problemas na classificação ou inconsistências que impedem a solução do modelo. Já que de acordo com Grigoroudis *et al.* (2012) os resultados dos métodos baseados em UTA são afetados pelo conjunto de referência. Dessa forma, ao adotar a análise de cluster, esperasse que os grupos de referência considerados no estudo sejam consistentes, possibilitando assim uma classificação concisa das alternativas.

Conforme destacado anteriormente, esse estudo contempla dois níveis de análise: um de caráter regional, focado no estado de Pernambuco, e outro de abrangência nacional. Para isso, é necessário selecionar as áreas que irão compor o conjunto de referência em cada uma das análises.

3.4.1.1 Definição das áreas de referência para a análise regional

Para definir as alternativas a serem consideradas no grupo de referência na análise regional, foi inicialmente utilizada 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. Esse procedimento foi utilizado em outros estudos, tais como o de Mota *et al.*

(2021), que utilizou esse procedimento para auxiliar o processo de seleção de regiões exemplares em um estudo voltado a identificação de áreas vulneráveis a homicídios. Rosenfeld *et al.* (2021) destaca que o agrupamento é um processo não supervisionado, que reúne objetos semelhantes entre si enquanto separa objetos diferentes em subconjuntos.

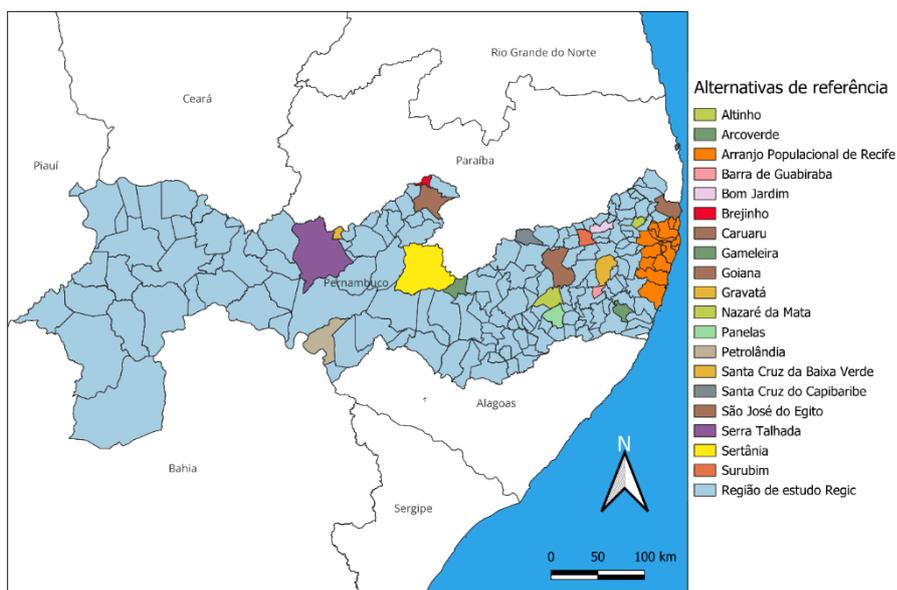
Essa análise é utilizada para agrupar dados mediante as suas similaridades. Quando aplicada em conjunto com os métodos MCDA, ela pode auxiliar no processo compreensão dos dados, dando suporte a realização de alguns procedimentos. Esses agrupamentos quando realizados devem considerar os critérios, de tal forma que os dados analisados sejam agrupados mediante aqueles critérios com maior grau de importância. Todavia, não é possível ranquear ou classificar os dados por meio dos métodos de agrupamento (De Oliveira *et al.*, 2023).

Como parte do detalhamento desta etapa, a primeira área de estudo a ser analisada envolve a avaliação da atratividade espacial de cidades brasileiras localizadas no estado de Pernambuco. Para isso, será considerada uma amostra composta por 168 alternativas, incluindo 163 cidades e 5 arranjos populacionais. O objetivo é desenvolver um modelo de classificação capaz de agrupar essas cidades em cinco classes homogêneas, de acordo com seu nível de atratividade espacial. A definição de 5 classes foi adotada para viabilizar a comparação dos resultados obtidos com aqueles disponibilizados no estudo da REGIC. Semelhantemente, quanto maior, a classe maior é a atratividade exercida pelos centros urbanos daquela classe em questão.

O grupo de referência é composto por 19 das 168 alternativas, selecionadas de forma a garantir que os desempenhos nos critérios avaliados sejam representativos perante as demais cidades do estado. Essas alternativas foram escolhidas por refletirem de maneira adequada as características essenciais do conjunto total, proporcionando uma amostra que descreve fielmente o contexto das 168 alternativas analisadas.

As alternativas que compõem esse grupo são: Altinho, Arcoverde, Arranjo Populacional do Recife/PE, Barra de Guabiraba, Bom Jardim, Brejinho, Caruaru, Gameleira, Goiana, Gravatá, Nazaré da Mata, Panelas, Petrolândia, Santa Cruz da Baixa Verde, Santa Cruz do Capibaribe, São José do Egito, Serra Talhada, Sertânia e Surubim. A disposição espacial dessas alternativas pode ser visualizada na Figura 6.

Figura 6 - Grupo de referência para análise regional



Fonte: Esta pesquisa (2024)

Uma abordagem similar será adotada para a análise em âmbito nacional, abrangendo todo o território brasileiro. Nesse contexto, será realizada uma pré-seleção das alternativas que irão compor o conjunto de alternativas de referência, onde, novamente, as alternativas a serem escolhidas devem refletir de maneira adequada as características essenciais do conjunto total.

3.4.1.2 Definição das áreas de referência para a análise nacional

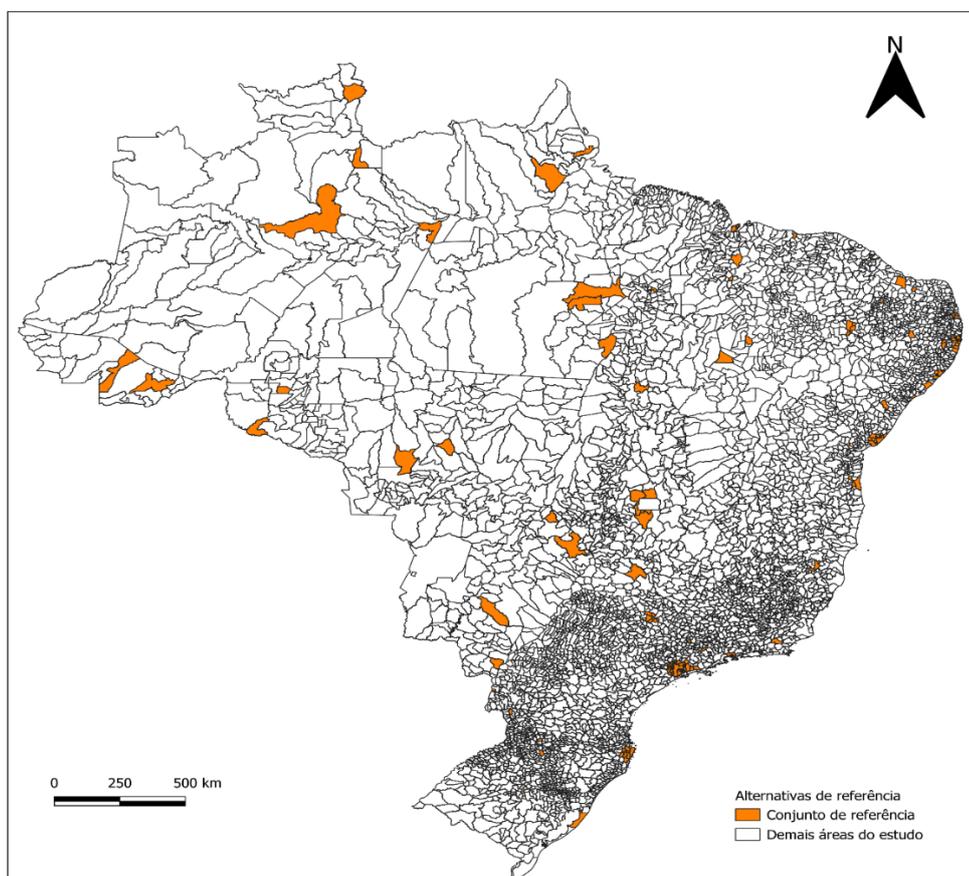
Para esse contexto, será formado um novo grupo de referência, composto por municípios e arranjos populacionais de todas as unidades federativas do Brasil. A seleção das alternativas seguirá os mesmos critérios metodológicos aplicados na análise regional, garantindo representatividade e solidez ao modelo. Essa abordagem permitirá atribuir as alternativas a classes homogêneas considerando sua atratividade espacial, possibilitando, ao final do processo, uma análise comparativa entre as diferentes realidades estaduais e nacionais por meio da aplicação do método UTADIS.

O grupo de referência utilizado nesta seção é composto por 60 das 4.899 alternativas, selecionadas de modo a garantir que os desempenhos nos critérios avaliados representem adequadamente os demais centros urbanos do país.

As alternativas que compõem esse grupo são: Angra dos Reis (RJ), Arranjo Populacional de Brasília/DF (DF), Arranjo Populacional de Florianópolis/SC (SC), Arranjo Populacional de Juazeiro do Norte/CE (CE), Arranjo Populacional de Maceió/AL (AL), Arranjo

Populacional de Mamanguape - Rio Tinto/PB (PB), Arranjo Populacional de Ribeirão Preto/SP (SP), Arranjo Populacional de Salvador/BA (BA), Arranjo Populacional de São Luís/MA (MA), Arranjo Populacional de São Paulo/SP (SP), Arranjo Populacional do Recife/PE (PE), Barra de São Francisco (ES), Borda da Mata (MG), Cacaulândia (RO), Campo Grande (MS), Campo Novo do Parecis (MT), Campos do Jordão (SP), Conceição do Araguaia (PA), Coroatá (MA), Coruripe (AL), Costa Marques (RO), Currais (PI), Cutias (AP), Dom Pedro (MA), Erechim (RS), Gravatá (PE), Horizonte (CE), Ilhéus (BA), Ipanguaçu (RN), Itabuna (BA), Itaquirai (MS), Jundiá (AL), Lucas do Rio Verde (MT), Manoel Urbano (AC), Mantenópolis (ES), Marabá (PA), Mazagão (AP), Mossoró (RN), Mostardas (RS), Normandia (RR), Nova Friburgo (RJ), Novo Airão (AM), Palmas (TO), Parauapebas (PA), Parintins (AM), Parnaíba (PI), Pato Bragado (PR), Pau dos Ferros (RN), Pirambu (SE), Piranhas (GO), Realeza (PR), Rio Branco (AC), Rio Verde (GO), São João da Baliza (RR), São Miguel do Tocantins (TO), Sobradinho (RS), Sumé (PB), Tobias Barreto (SE), Uberlândia (MG) e Xavantina (SC). A disposição espacial dessas alternativas pode ser visualizada na Figura 7.

Figura 7 - Grupo de referência para a análise nacional



Fonte: Esta pesquisa (2024)

3.4.2 Classificação a priori das áreas de referência

O método UTADIS requer que as alternativas contidas nos grupos de referência sejam previamente classificadas. Dessa forma, a classificação a priori das alternativas para cada área de estudo será detalhada a seguir.

3.4.2.1 Classificação a priori das áreas de referência para a análise regional

A pré-classificação das alternativas na análise regional teve como base a classificação disponibilizada pelo estudo da REGIC, complementada por uma análise de dados para ajustar a categorização de algumas alternativas do grupo de referência. 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.

Esse comportamento foi particularmente evidente em algumas alternativas classificadas pela REGIC nas três últimas classes (3, 4 e 5). Com base tanto na classificação estabelecida pela REGIC quanto em uma análise prévia dos dados das alternativas de referência, foi possível definir uma classificação preliminar para esse grupo, conforme apresentado na Tabela 3.

Tabela 3 – Pré-classificação das alternativas

| Código | Alternativa | Classificação |
|---------------|-----------------------------------|----------------------|
| A1 | Arranjo Populacional do Recife/PE | 1 |
| A2 | Caruaru | 2 |
| A3 | Arcoverde | 3 |
| A4 | Serra Talhada | 3 |
| A5 | Goiana | 4 |
| A6 | Gravatá | 4 |
| A7 | Nazaré da Mata | 4 |
| A8 | Petrolândia | 4 |
| A9 | Santa Cruz do Capibaribe | 4 |
| A10 | São José do Egito | 4 |
| A11 | Surubim | 4 |
| A12 | Altinho | 5 |
| A13 | Barra de Guabiraba | 5 |
| A14 | Bom Jardim | 5 |
| A15 | Brejinho | 5 |
| A16 | Gameleira | 5 |
| A17 | Panelas | 5 |
| A18 | Santa Cruz da Baixa Verde | 5 |
| A19 | Sertânia | 5 |

Fonte: Esta pesquisa (2024)

As alternativas previamente classificadas nas classes 1, 2, 3 e 5 mantiveram a categorização definida pelo estudo da REGIC, uma vez que a análise de dados, baseada no desempenho dos critérios, demonstrou coerência com a classificação do IBGE. No entanto, as alternativas preliminarmente atribuídas à classe 4 (Goiana, Gravatá, Nazaré da Mata, Petrolândia, Santa Cruz do Capibaribe, São José do Egito e Surubim) possuem uma classificação distinta no estudo da REGIC, sendo algumas inseridas na classe 3 e outras na classe 5. Contudo, essas classificações não refletem adequadamente a realidade observada nos desempenhos obtidos nos critérios analisados, os quais indicam que a alocação mais coerente para essas alternativas é na classe 4.

Ressalta-se que as classes foram determinadas perante uma ordem de importância, ou seja, a classe 1 representa o grupo de cidades com maior atratividade espacial, enquanto a classe 5 corresponde ao oposto, agrupando as cidades com a menor atratividade. Esmaelian *et al.* (2016) ressalta que é necessário dividir o intervalo $[g_{i*}, g_{i*}]$ de cada critério em alguns subintervalos, assim a estimativa das funções de utilidade marginal depende de um número de pontos de quebra.

Uma vez definidas as alternativas de referência, essas foram avaliadas em cada um dos 12 critérios. Logo, os desempenhos das alternativas em cada critério, a direção de preferência e o número de intervalos considerados para cada critério podem ser vistas no Quadro 5.

Quadro 5 - 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 |
| Direção de preferência | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max |
| Número de intervalos | 5 | 5 | 5 | 5 | 5 | 5 | 5 | 5 | 5 | 5 | 5 | 5 |

Fonte: Esta pesquisa (2024)

A 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. Dessa forma, os valores de g_{i_*} e g_{i^*} , que correspondem, respectivamente, aos valores menos e mais preferidos para cada critério g_i estão dispostos na Tabela 4.

Tabela 4 – Intervalo dos critérios na análise regional

| Critério | g_{i_*} | g_{i^*} |
|-----------------|-----------------------------|-----------------------------|
| C1 | 0 | 1756220 |
| C2 | 0 | 1323849 |
| C3 | 0 | 1296375 |
| C4 | 0 | 3738409 |
| C5 | 0 | 1244190 |
| C6 | 0 | 1227639 |
| C7 | 0 | 2544243 |
| C8 | 0 | 4422081 |
| C9 | 0 | 2693876 |
| C10 | 0 | 492353 |
| C11 | 0 | 56 |
| C12 | 0 | 9583 |

Fonte: Esta pesquisa (2024)

Para garantir que haja uma desigualdade estrita entre $U(a)$ e u_{k-1} uma pequena constante positiva δ deve ser fornecida. Ressaltando que as restrições contidas no UTADIS são usadas como restrições de normalização, forçando assim que as utilidades globais sejam normalizadas entre 0 e 1. Um número real positivo s também deve ser informado, o mesmo garante que exista uma desigualdade estrita entre os limites de utilidade, ou seja, $u_1 > u_2 > \dots > u_k > \dots > u_{q-1}$ (Zopounidis; Doumpos, 2001).

Utilizando a formulação proposta por Doumpos e Zopounidis (2002), é necessário informar δ_1 e δ_2 , onde $s > \delta_1, \delta_2$. A Tabela 5 apresenta os valores dos parâmetros adotados neste estudo.

Tabela 5 - Valor dos parâmetros

| Parâmetro | Valor considerado |
|-----------------------|-------------------|
| s | 0,1 |
| $\delta_1 = \delta_2$ | 0,05 |

Fonte: Esta pesquisa (2024)

3.4.2.2 Classificação a priori das áreas de referência para a análise nacional

A pré-classificação das alternativas que compõem o grupo referência para a análise regional é derivada exclusivamente da classificação disponibilizada pelo estudo da REGIC. A classificação a priori dessas áreas está exposta na Figura 8.

Figura 8 - Classificação a priori das alternativas na análise nacional

| Código | Alternativa | UF | Classificação | Código | Alternativa | UF | Classificação |
|--------|---|----|---------------|--------|-------------------------|----|---------------|
| N1 | Arranjo Populacional de São Paulo/SP | SP | 1 | N31 | Campo Novo do Parecis | MT | 4 |
| N2 | Arranjo Populacional do Recife/PE | PE | 1 | N32 | Barra de São Francisco | ES | 4 |
| N3 | Arranjo Populacional de Brasília/DF | DF | 1 | N33 | Realeza | PR | 4 |
| N4 | Arranjo Populacional de Salvador/BA | BA | 1 | N34 | Tobias Barreto | SE | 4 |
| N5 | Arranjo Populacional de Florianópolis/SC | SC | 1 | N35 | Gravatá | PE | 4 |
| N6 | Arranjo Populacional de Ribeirão Preto/SP | SP | 2 | N36 | Horizonte | CE | 4 |
| N7 | Arranjo Populacional de São Luís/MA | MA | 2 | N37 | Sobradinho | RS | 4 |
| N8 | Campo Grande | MS | 2 | N38 | Sumé | PB | 4 |
| N9 | Uberlândia | MG | 2 | N39 | Dom Pedro | MA | 4 |
| N10 | Arranjo Populacional de Maceió/AL | AL | 2 | N40 | Coruripe | AL | 4 |
| N11 | Rio Branco | AC | 2 | N41 | Campos do Jordão | SP | 4 |
| N12 | Marabá | PA | 2 | N42 | Cacaulândia | RO | 5 |
| N13 | Palmas | TO | 2 | N43 | Currais | PI | 5 |
| N14 | Arranjo Populacional de Juazeiro do Norte/CE | CE | 2 | N44 | Mazagão | AP | 5 |
| N15 | Mossoró | RN | 2 | N45 | Jundiá | AL | 5 |
| N16 | Ilhéus | BA | 2 | N46 | Normandia | RR | 5 |
| N17 | Itabuna | BA | 2 | N47 | São Miguel do Tocantins | TO | 5 |
| N18 | Parauapebas | PA | 3 | N48 | Cutias | AP | 5 |
| N19 | Rio Verde | GO | 3 | N49 | Manoel Urbano | AC | 5 |
| N20 | Erechim | RS | 3 | N50 | Xavantina | SC | 5 |
| N21 | Lucas do Rio Verde | MT | 3 | N51 | Piranhas | GO | 5 |
| N22 | Angra dos Reis | RJ | 3 | N52 | Mantenópolis | ES | 5 |
| N23 | Parintins | AM | 3 | N53 | Pato Bragado | PR | 5 |
| N24 | Pau dos Ferros | RN | 3 | N54 | Novo Airão | AM | 5 |
| N25 | Nova Friburgo | RJ | 3 | N55 | Itaquiraí | MS | 5 |
| N26 | Parnaíba | PI | 3 | N56 | Pirambu | SE | 5 |
| N27 | Coroatá | MA | 4 | N57 | São João da Baliza | RR | 5 |
| N28 | Borda da Mata | MG | 4 | N58 | Costa Marques | RO | 5 |
| N29 | Conceição do Araguaia | PA | 4 | N59 | Mostardas | RS | 5 |
| N30 | Arranjo Populacional de Mamanguape - Rio Tinto/PB | PB | 4 | N60 | Ipanguaçu | RN | 5 |

Fonte: Esta pesquisa (2024)

Conforme destacado anteriormente na análise regional, as classes foram definidas com base em uma ordem de importância, na qual a Classe 1 representa o grupo de alternativas com maior atratividade espacial, enquanto a Classe 5 corresponde ao grupo de menor atratividade.

Entre as 60 alternativas apresentadas na figura acima, 5 foram previamente classificadas na Classe 1, 12 na Classe 2, 9 na Classe 3, 15 na Classe 4 e as 19 restantes na Classe 5

Os desempenhos das alternativas em cada critério estão detalhados no Apêndice A, mantendo a mesma direção de preferência e o número de intervalos definidos para cada critério, conforme descrito no Quadro 5. Os parâmetros δ_1 e δ_2 foram definidos como 0,001, e o parâmetro s foi fixado 0,1. A Tabela 6 apresenta os intervalos dos critérios utilizados nesta análise.

Tabela 6 - Intervalo dos critérios na análise nacional

| Critério | g_{i*} | g_{i^*} |
|-----------------|----------------------------|-----------------------------|
| C1 | 0 | 4595721 |
| C2 | 0 | 5391513 |
| C3 | 0 | 2702320 |
| C4 | 0 | 4975642 |
| C5 | 0 | 2284003 |
| C6 | 0 | 3279912 |
| C7 | 0 | 4961080 |
| C8 | 0 | 6982680 |
| C9 | 0 | 10841089 |
| C10 | 0 | 1736962 |
| C11 | 0 | 154 |
| C12 | 0 | 75913 |

Fonte: Esta pesquisa (2024)

Como os valores menos e mais preferidos para cada critério e os grupos de referência diferem entre as análises regional e nacional, o modelo tende a apresentar um comportamento distinto, aspecto esse que será explorado na comparação entre as classificações nos dois cenários.

3.5 ANÁLISE DE SENSIBILIDADE

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. Essa interpretação contribui para a compreensão da análise de atratividade e dos fatores que a influenciam.

Inicialmente, será realizada uma análise de sensibilidade conforme proposta por Zopounidis e Doumpos (1999), onde o novo objetivo visa maximizar e minimizar os pesos e os limites de utilidade de cada critério, buscando explorar a sensibilidade desses parâmetros. Esse processo é descrito na Equação (27).

$$\max_i \left[\sum_{j=1}^{a_i-1} w_{ij} + \sum_{k=1}^{q-1} u_k \right] \text{ e } \min_i \left[\sum_{j=1}^{a_i-1} w_{ij} + \sum_{k=1}^{q-1} u_k \right] \forall i. \quad (27)$$

Para os casos onde a função objetivo F , representada pela Equação (20), seja maior que 0, indicando assim a presença de erros de classificação no modelo. A solução ótima encontrada F^* ao resolver o programa linear descrito pelas Equações (20-26), requer a imposição de uma restrição adicional para a realização da análise de sensibilidade. De acordo com Zopounidis e Doumpos (1999) esse ajuste tem por objetivo investigar a existência de soluções geralmente próximas do ótimo para valores de erro inferiores a $F^* + k(F^*)$, onde $k(F^*)$ equivale a uma pequena proporção de F^* . Portanto, o objetivo do erro, Equação (20), é transformado em uma nova restrição conforme exposto na Equação (28).

$$\sum_{\alpha \in C_1} \sigma^+(\alpha) + \dots + \sum_{\alpha \in C_k} [\sigma^+(\alpha) + \sigma^-(\alpha)] + \dots + \sum_{\alpha \in C_q} \sigma^-(\alpha) \leq F^* + k(F^*) \quad (28)$$

Destaca-se que o modelo de utilidade aditivo utilizado para realizar a classificação das alternativas é formado pela média de todas as soluções obtidas durante o estágio pós-otimização. Após a obtenção dessas soluções, neste estudo, as mesmas serão analisadas da seguinte forma:

- Visualização das soluções para facilitar a compreensão da sensibilidade desses parâmetros
- Identificação do intervalo dos pesos e limiares de utilidade, por meio dos valores máximo e mínimo encontrados;
- Verificação da frequência e coocorrência dos critérios nas soluções obtidas;
- Avaliação da variabilidade das soluções, com o objetivo de observar o comportamento das alternativas nas classes em relação aos valores de δ_1 e δ_2 considerados.

Na etapa seguinte será realizada uma exploração do formato das funções de utilidade retornadas pelo método UTADIS para cada critério, para analisar suas características e, sempre que possível, proceder à linearização dessas funções, mantendo o peso dos critérios constantes.

3.6 EXPLORAÇÃO DO FORMATO DA FUNÇÃO

Rezaei (2018) destaca os desafios associados à determinação de uma função valor apropriada para um critério de decisão. Evidenciando que usualmente a função valor é usada como uma entrada subjetiva, ou seja, a função valor não é elicitada, mas uma aproximação é utilizada. O autor salienta que esse comportamento é observado em diversos métodos MCDA, com exceção de alguns, como o UTA.

Sobrie *et al.* (2018) ressaltam que esses métodos, da família UTA, utilizam uma formulação de programação linear para estabelecer as funções de valor marginal linear por partes condizentes com as preferências conhecidas do decisor. De modo a inferir um modelo de classificação ou ordenação de valor aditivo.

Os métodos pertencentes a família de métodos UTA modelam o valor percebido de cada critério, utilizando funções lineares por partes, empregando um modelo aditivo para agregá-los em uma função de valor global usando programação linear. Para a construção dessas funções é necessário dividir o intervalo de valores para cada critério em $(\alpha_i - 1)$ em subintervalos usando um número predefinido de α_i pontos, onde essa subdivisão possibilita o cálculo das funções valor por interpolação linear (Bous *et al.*, 2010).

Ainda que essas funções lineares por partes sejam apropriadas para aproximar funções contínuas monótonas, em alguns contextos elas podem parecer não naturais. Dessa forma, o uso dessas funções marginais lineares por parte pode resultar em modelos finais que não conseguem satisfazer o decisor, embora se ajustem com precisão ao conjunto de aprendizagem. Surge, assim, a necessidade de adotar funções marginais mais suaves, considerando uma melhor interpretação (Sobrie *et al.*, 2018). Segundo Bous *et al.* (2010), dependendo do contexto, uma regra padrão a ser adotada é a recomendação de uma solução que seja a mais neutra possível, ou seja, o mais linear possível.

Dessa forma, neste estudo, será utilizado uma abordagem que visa linearizar as funções marginais conhecidas, obtidas previamente pelo método UTADIS, de tal forma que elas sejam tão lineares, quanto possível, visando facilitar as interpretações a respeito das funções marginais retornadas, tornando as mais intuitivas sempre que possível. Para tanto, é necessário encontrar o espaço de pesos que satisfaça a essa condição, minimizando assim a soma dos desvios das funções lineares mais próximas desses pesos.

Para tanto, é necessário acrescentar restrições adicionais no modelo. Seja y_{ij} a soma em módulo dos desvios para cada função linear em relação aos pesos w_{ij} , para cada critério m e seus respectivos subintervalos $a_i - 1$. E p_i sendo o peso médio encontrado para cada critério i após a utilização da Equação (27), esses valores estão descritos no Quadro 6. O novo modelo busca minimizar as somas dos desvios relacionados a y_{ij} , sendo essa a nova função objetivo do modelo, descrita na Equação (29). Dessa forma, o modelo considera as restrições básicas do método UTADIS representadas pelas Equações (21-26), acrescentando as restrições adicionais contidas nas Equações (30-32).

A Equação (30) tem por objetivo garantir que os pesos dos critérios se mantenham inalterados, e a tentativa de linearização ocorra perante a modificação dos valores de w_{ij} para cada critério. Já as equações (31-32) são responsáveis por calcular a soma dos desvios para cada função linear por partes. Assim, a tentativa de linearização das funções lineares por partes é calculada da seguinte maneira:

$$\text{Min } F = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^{a_i-2} |y_{ij}| \quad (29)$$

$$\sum_{j=1}^{a_i-1} w_{ij} \geq p_i \quad \forall i = 1, 2, \dots, m \quad (30)$$

$$\sum_{k=2}^{a_i-1} (c * w_{ik}) = |y_{ij}|, \quad \forall i = 1, 2, \dots, m; \forall j = 1, 2, \dots, a_i - 2 \quad (31)$$

$$c = \begin{cases} a_i - 2 & \text{se } k = j + 1 \\ -1 & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (32)$$

sendo utilizado o modulo *Scipy.optimize* do Python.

De modo geral, as funções resultantes dessa tentativa de linearização podem ser consideradas, até certo ponto, uma simplificação das funções obtidas a partir dos resultados médios da análise de sensibilidade sobre o subconjunto formado pelas alternativas de referência. Simplificação essa que tenta selecionar uma função de valor marginal linear por partes que seja tão linear quanto possível para cada critério analisado.

Conforme destacado por Kadziński *et al.* (2012), qualquer solução pertencente ao conjunto convexo das soluções viáveis, conforme as restrições do problema de programação linear adotado no UTADIS, resulta em uma classificação idêntica à adotada para as alternativas de referência. Portanto, a adoção dessa simplificação não altera a classificação das alternativas.

3.7 EXTRAPOLAÇÃO DOS RESULTADOS

Com o UTADIS, as alternativas contidas nas duas áreas de estudo serão classificadas em cinco grupos de atratividade, de acordo com os doze critérios. 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 obtidas em cada aplicação. Utilizando essas informações, derivadas das alternativas de referência para cada área de estudo, a extrapolação dos resultados é realizada por meio do procedimento de interpolação linear descrito na Equação (8).

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.

4 RESULTADOS

Este capítulo apresenta os resultados obtidos com a implementação do método UTADIS, juntamente com algumas análises relacionadas à exploração do espaço de soluções gerado pelo método.

4.1 APLICAÇÃO DO MODELO NO ESTADO DE PERNAMBUCO

Considerando o grupo de referência e os parâmetros descritos no capítulo anterior, juntamente com a formulação do método UTADIS, foi realizada a implementação do método. Essa implementação 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 Equação (20), 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 7. 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 (27).

Tabela 7 - 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: Esta pesquisa (2024)

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 6.

Quadro 6 - Pesos médios dos critérios

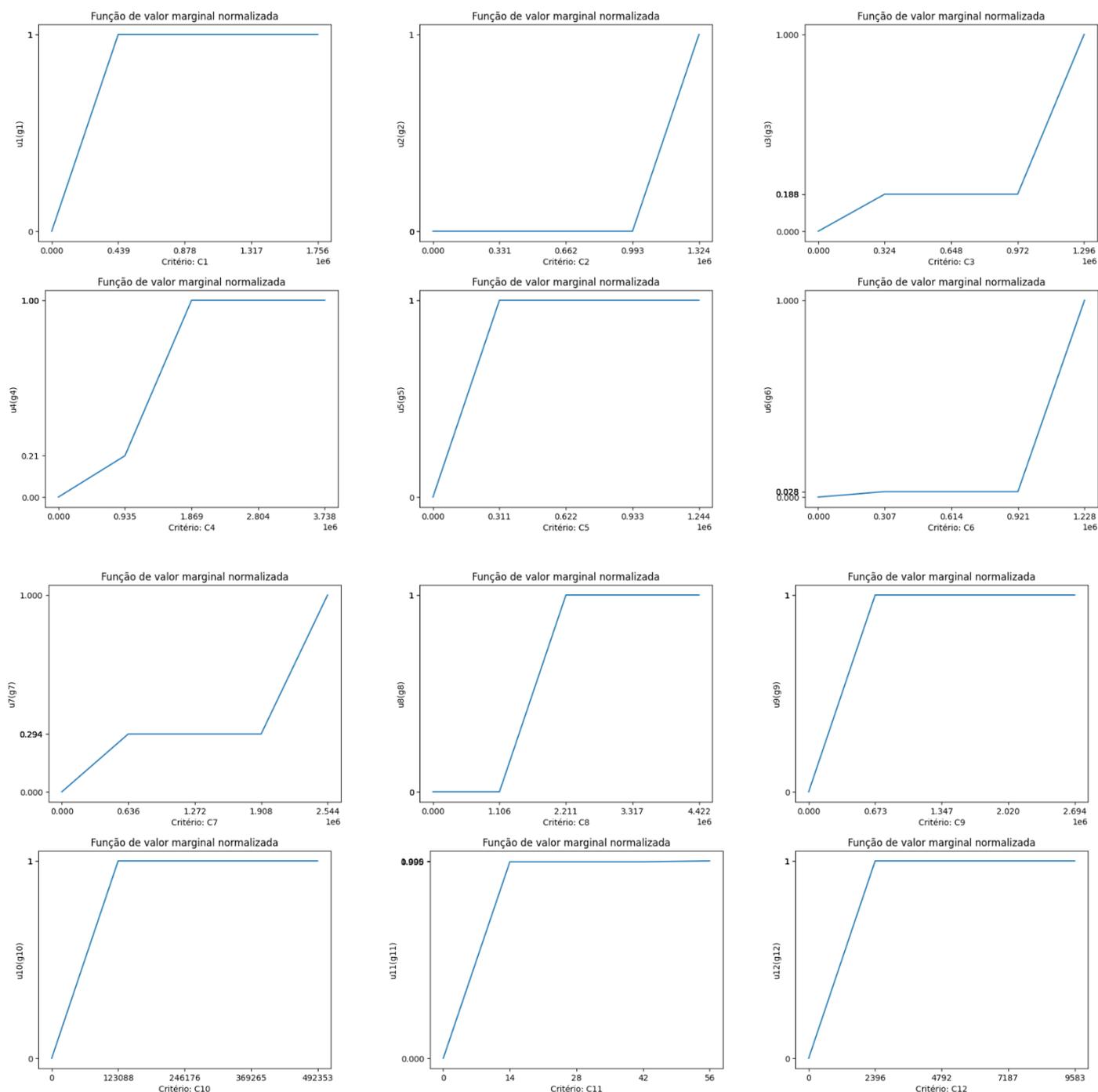
| Critério | W0 | W1 | W2 | W3 | W4 | Peso |
|-----------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-------------|
| C1 | 0,0000 | 0,0333 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0333 |
| C2 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0022 | 0,0022 |
| C3 | 0,0000 | 0,0006 | 0,0000 | 0,0000 | 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: Esta pesquisa (2024)

O método UTADIS estabelece uma função de utilidade linear por partes para cada critério avaliado (Soylu; 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 (Doupous;

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 9 apresenta as utilidades marginais normalizadas dos critérios avaliados.

Figura 9 - Utilidades marginais normalizadas dos critérios



Fonte: Esta pesquisa (2024)

4.1.1 Análise do espaço de soluções retornado

Passa-se, agora, à análise das soluções retornadas pelo método UTADIS, perante os pesos obtidos em cada uma das soluções, 24 soluções, obtidas através da utilização da Equação (27). A fim de realizar uma avaliação descritiva dos resultados obtidos, verificando padrões e tendências que auxiliem na interpretação e compreensão do comportamento do modelo frente às alternativas avaliadas. O Quadro 7 contém os intervalos máximos e mínimos encontrados para os pesos dos critérios e os limiares de utilidade.

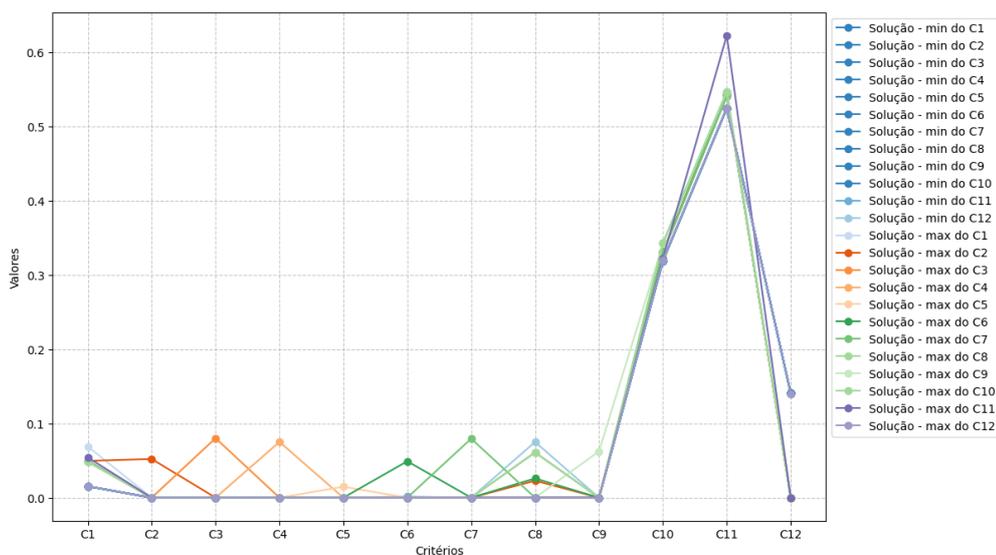
Quadro 7 - Intervalo dos pesos e limiares de utilidade

| | Valor mínimo | Valor máximo | Varição percentual |
|------------|--------------|--------------|--------------------|
| C1 | 0,0154 | 0,0690 | 78% |
| C2 | 0,0000 | 0,0522 | 100% |
| C3 | 0,0000 | 0,0802 | 100% |
| C4 | 0,0000 | 0,0752 | 100% |
| C5 | 0,0000 | 0,0148 | 100% |
| C6 | 0,0000 | 0,0491 | 100% |
| C7 | 0,0000 | 0,0796 | 100% |
| C8 | 0,0000 | 0,0751 | 100% |
| C9 | 0,0000 | 0,0625 | 100% |
| C10 | 0,3191 | 0,3432 | 7% |
| C11 | 0,5242 | 0,6229 | 16% |
| C12 | 0,0000 | 0,1406 | 100% |
| u1 | 0,9360 | 0,9500 | 1% |
| u2 | 0,6531 | 0,8500 | 23% |
| u3 | 0,4726 | 0,5551 | 15% |
| u4 | 0,1449 | 0,1521 | 5% |

Fonte: Esta pesquisa (2024)

É possível notar que apenas os critérios C1, C10 e C11 tiveram um determinado peso em cada uma das 24 soluções obtidas, o critério C12 foi aquele que apresentou a maior variação, o mesmo acontece com o limiar de utilidade u_2 , que tem o seu menor limiar sendo 0,6531 e o maior 0,85. Vale salientar que todas as soluções retornadas resultariam em uma classificação sem a presença de erros de classificação, isso considerando os parâmetros e as alternativas de referência adotadas. Todavia, quando a extrapolação dos resultados obtidos no grupo de referência for aplicada as demais alternativas, essas variações podem proporcionar um certo impacto. A Figura 10 demonstra o espaço de soluções obtido para os pesos de cada critério e suas variações.

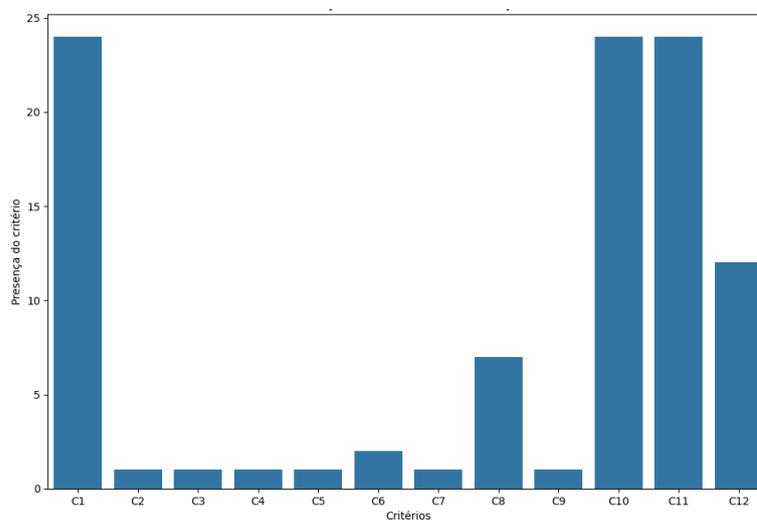
Figura 10 - Espaço de soluções



Fonte: Esta pesquisa (2024)

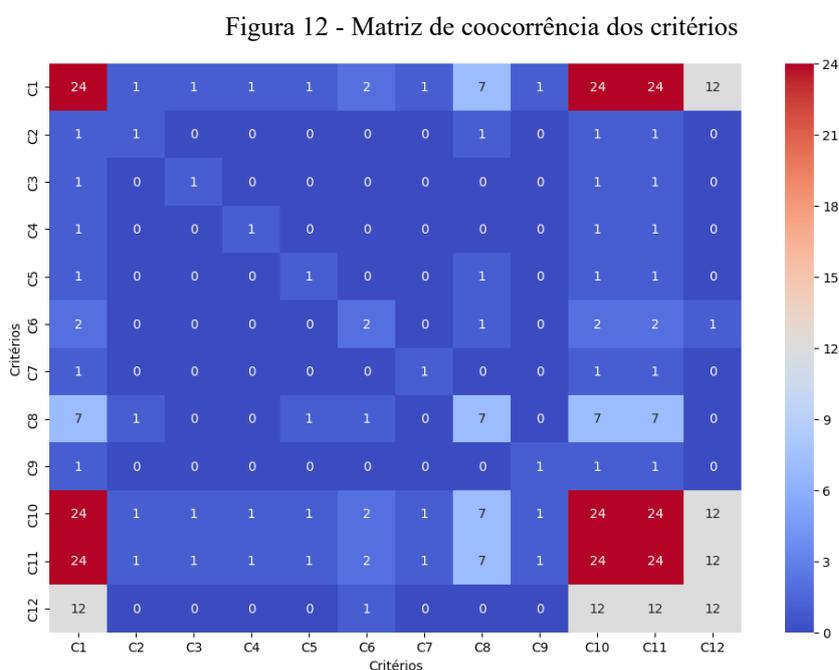
A figura acima apresenta a variação observada para cada uma das soluções geradas ao minimizar e maximizar simultaneamente o critério e os limiares de utilidade. Vale salientar que das 24 soluções encontradas, 10 apresentaram similaridade entre si, indicando que o modelo retornou 14 soluções distintas. A legenda da figura acima indica a relação entre as soluções, onde cores idênticas representam soluções similares, enquanto cores distintas indicam soluções diferentes. Nesse contexto, observa-se que, ao minimizar os critérios e os limiares de utilidade conforme a Equação (27), as soluções obtidas para os 10 primeiros critérios são idênticas, resultando nos mesmos valores para todas as variáveis. A Figura 11 ilustra a frequência com que os critérios aparecem nas soluções obtidas.

Figura 11 - Frequência dos critérios nas soluções



Fonte: Esta pesquisa (2024)

Ainda considerando as 24 soluções encontradas, é possível observar que o critério C12 aparece em 12 dessas soluções retornadas, com um peso variando entre 0,1397 e 0,1406. Já o critério C8 foi verificado em 7 dessas soluções, com um peso entre 0,0229 e 0,0751. O critério C6 foi verificado em 2 dessas soluções, tendo os seguintes pesos 0,014 e 0,0491. Os critérios C2, C3, C4, C5 e C7 e C9 foram observados somente 1 vez cada, onde os pesos encontrados estão descritos Quadro 7. A Figura 12 apresenta matriz de coocorrência dos critérios perante todas as soluções encontradas.



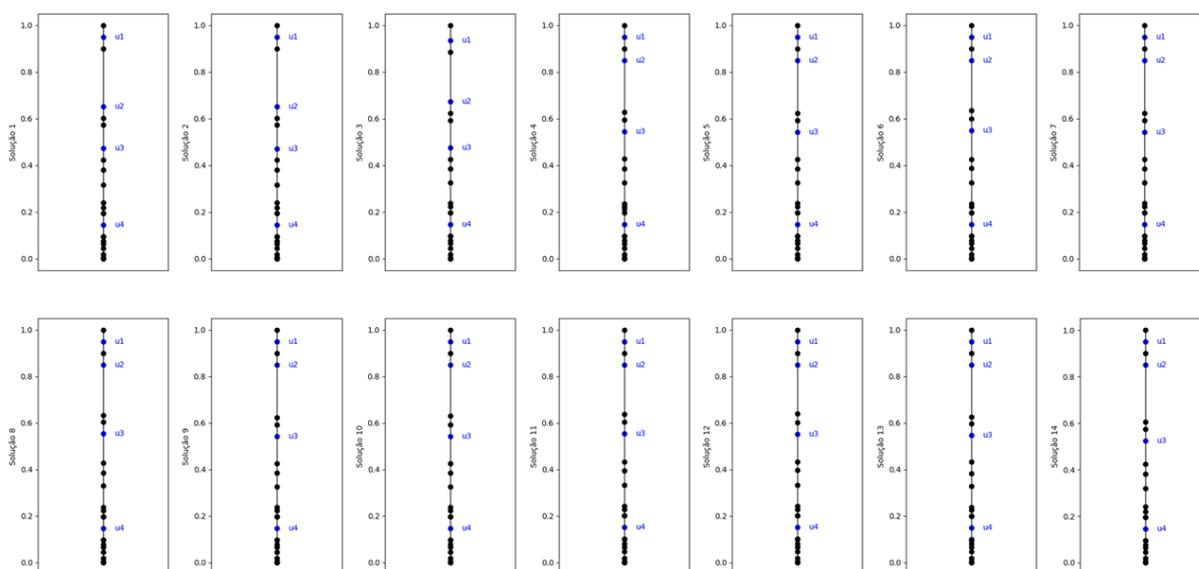
Fonte: Esta pesquisa (2024)

A análise da matriz de coocorrência dos critérios nas soluções permite a identificação de padrões e possíveis relações existentes entre os mesmos. Informação essa que complementa as demais análises desta seção e ainda ajuda a entender como os critérios analisados influenciam as soluções encontradas e como eles interagem entre si no método aplicado. A análise da Figura 12 revela que os critérios C12 e C8 não ocorrem simultaneamente nas soluções. Essa observação sugere que, no contexto do estudo, esses critérios não exercem influência conjunta na determinação das soluções.

Já os critérios C2 e C5 por sua vez, aparecem exclusivamente em combinações que incluem o critério C8. O critério C6 aparece duas vezes, sendo uma em combinação com o critério C8 e outra com o critério C12, caracterizando-as como soluções alternativas. De modo geral, essas informações podem ser consideradas em possíveis simplificações do modelo, garantindo que tais ajustes não resultem na perda de informações relevantes. A Figura 13

demonstra a variabilidade dos limiares de utilidade e das utilidades das alternativas de referência nas soluções encontradas.

Figura 13 - Variabilidade das soluções



Fonte: Esta pesquisa (2024)

Conforme mencionado anteriormente, entre as 24 soluções obtidas utilizando a Equação (27), 10 são idênticas, enquanto as outras 14 apresentam diferenças entre si. A Figura 13 ilustra a representação das utilidades das alternativas de referência, juntamente com os limiares de utilidade para cada uma dessas soluções distintas. Embora todas as soluções resultem na mesma classificação, uma vez que a classificação previamente estabelecida não gerou erros de classificação, observam-se pequenas variações nos valores das utilidades das alternativas. Essas variações podem levar a alterações no posicionamento na classe, como identificado neste estudo para as alternativas A9 e A10 (Classe 4) e A16 e A19 (Classe 5), devido a pequenas flutuações em suas utilidades.

Apesar da consistência na classificação, há variações nos limiares de utilidade, conforme evidenciado pelos intervalos apresentados no Quadro 7. Essas diferenças são mais expressivas nos limiares u_2 e u_3 . Essa variação pode ser observada ao comparar as três primeiras soluções com as demais na Figura 13, onde as discrepâncias nos limiares se tornam mais evidentes. No entanto, mesmo nesses cenários, verifica-se haver um distanciamento entre os valores dos limiares de utilidade e as utilidades das alternativas para cada solução. Esse fator

assegura, conforme as especificações do método, a correta alocação das alternativas às suas respectivas classes, mantendo uma pequena margem que está associada aos valores de δ_1 e δ_2 .

4.1.2 Linearização das funções marginais

Foi implementada uma abordagem para linearizar as funções marginais de cada critério, utilizando restrições adicionais no modelo. Essas restrições foram introduzidas visando manter inalterados os pesos já determinados para cada critério, assegurando que o valor do peso encontrado previamente na análise de sensibilidade não fosse alterado. Além disso, foram adicionadas restrições para forçar a linearização das funções marginais dos critérios, sempre que possível, nas condições estabelecidas e respeitando as restrições iniciais do modelo.

A classificação resultante da tentativa de linearização das funções marginais é idêntica à apresentada na Tabela 7. No entanto, as utilidades de cada alternativa e os limiares de utilidade passaram por algumas variações, cujos valores obtidos estão expostos na Tabela 8.

Tabela 8 - Classificação das alternativas na tentativa de linearização

| Alternativas | Classe pré-definida | Utilidade | Classe estimada |
|-----------------------------------|----------------------------|------------------|------------------------|
| Arranjo Populacional do Recife/PE | 1 | 1 | 1 |
| Limiar de utilidade u1 | | 0,95 | |
| Caruaru | 2 | 0,9 | 2 |
| Limiar de utilidade u2 | | 0,6691 | |
| Arcoverde | 3 | 0,6191 | 3 |
| Serra Talhada | 3 | 0,5865 | 3 |
| Limiar de utilidade u3 | | 0,4766 | |
| Goiana | 4 | 0,4245 | 4 |
| Surubim | 4 | 0,3836 | 4 |
| Nazaré da Mata | 4 | 0,3218 | 4 |
| Gravatá | 4 | 0,2388 | 4 |
| Petrolândia | 4 | 0,2214 | 4 |
| Santa Cruz do Capibaribe | 4 | 0,1966 | 4 |
| São José do Egito | 4 | 0,1966 | 4 |
| Limiar de utilidade u4 | | 0,1466 | |
| Gameleira | 5 | 0,0966 | 5 |
| Sertânia | 5 | 0,0966 | 5 |
| Panelas | 5 | 0,078 | 5 |
| Bom Jardim | 5 | 0,0645 | 5 |

| | | | |
|---------------------------|---|--------|---|
| Altinho | 5 | 0,0453 | 5 |
| Santa Cruz da Baixa Verde | 5 | 0,0189 | 5 |
| Barra de Guabiraba | 5 | 0,0048 | 5 |
| Brejinho | 5 | 0,0032 | 5 |

Fonte: Esta pesquisa (2024)

As ponderações correspondentes às divisões realizadas em cada critério, resultando nos pesos atribuídos a eles, obtidas após o processo de linearização das funções marginais, estão apresentadas no Quadro 8.

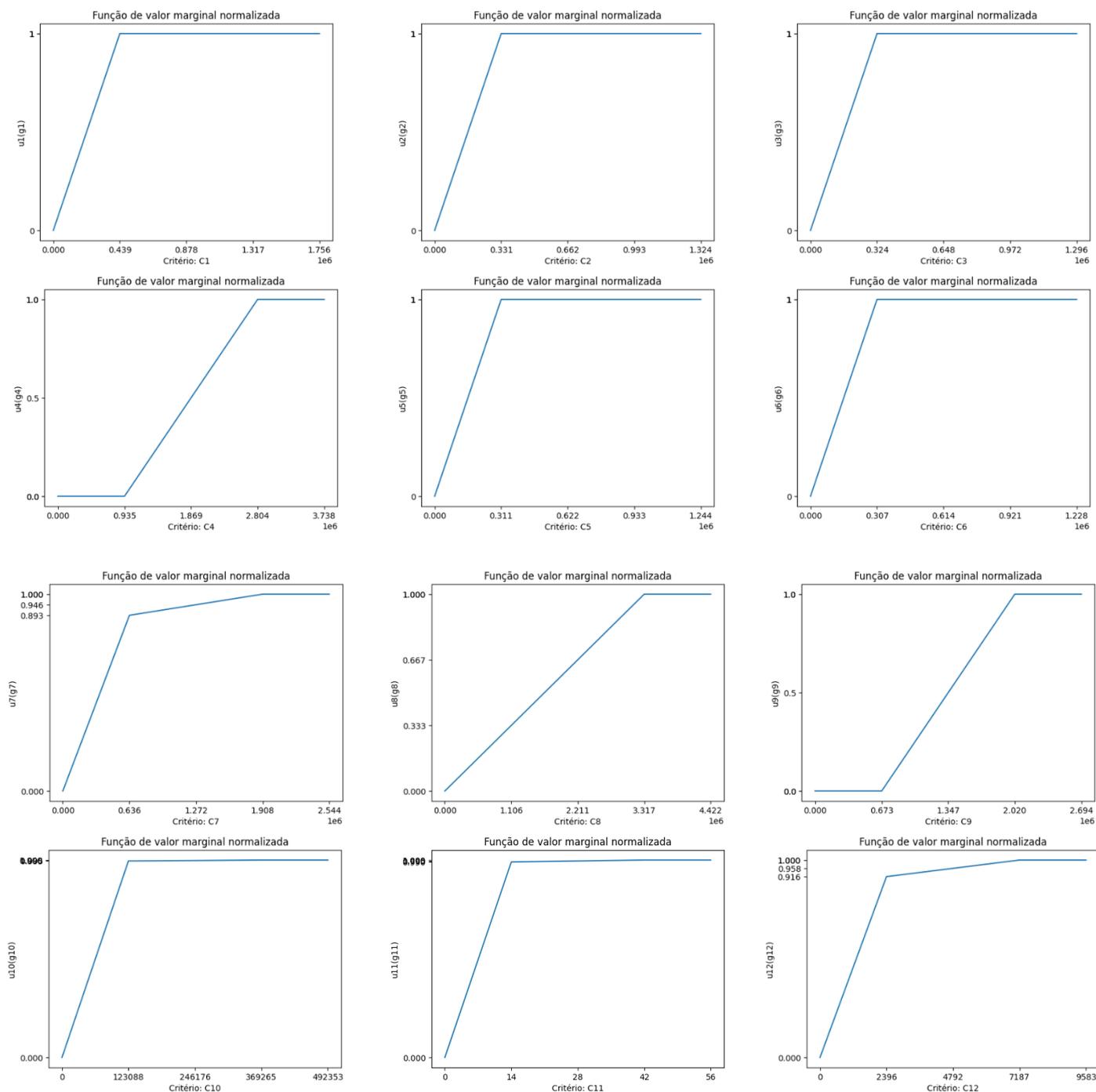
Quadro 8 - Pesos dos critérios após a linearização

| Critério | W0 | W1 | W2 | W3 | W4 | Peso |
|-----------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-------------|
| C1 | 0 | 0,0333 | 0 | 0 | 0 | 0,0333 |
| C2 | 0 | 0,0022 | 0 | 0 | 0 | 0,0022 |
| C3 | 0 | 0,0033 | 0 | 0 | 0 | 0,0033 |
| C4 | 0 | 0 | 0,0016 | 0,0016 | 0 | 0,0032 |
| C5 | 0 | 0,0006 | 0 | 0 | 0 | 0,0006 |
| C6 | 0 | 0,0021 | 0 | 0 | 0 | 0,0021 |
| C7 | 0 | 0,0029 | 0,0002 | 0,0002 | 0 | 0,0033 |
| C8 | 0 | 0,0051 | 0,0051 | 0,0051 | 0 | 0,0153 |
| C9 | 0 | 0 | 0,0013 | 0,0013 | 0 | 0,0026 |
| C10 | 0 | 0,3246 | 0,0007 | 0,0008 | 0 | 0,3261 |
| C11 | 0 | 0,5326 | 0,0026 | 0,0026 | 0 | 0,5378 |
| C12 | 0 | 0,0644 | 0,0029 | 0,0029 | 0 | 0,0702 |

Fonte: Esta pesquisa (2024)

Observa-se que os pesos dos critérios permaneceram inalterados. No entanto, com exceção dos critérios C1 e C5, os demais apresentaram uma mudança no comportamento da função diante da tentativa de linearização das funções marginais. A Figura 14 exibe as utilidades marginais dos critérios após essa tentativa de linearização.

Figura 14 - Utilidades marginais dos critérios após tentativa de linearização



Fonte: Esta pesquisa (2024)

A utilização das funções marginais após a tentativa de linearização destas pode aumentar o poder descritivo do modelo, em casos onde a linearização é altamente efetiva, fator esse que pode prestar auxílio à decisão, podendo ainda prestar suporte para outras aplicações.

Uma segunda análise pode ser conduzida nesse contexto, visando a tentativa de linearização das funções marginais. Para isso, pode-se desconsiderar a Equação (30), cuja função é garantir a estabilidade dos pesos dos critérios ao adotar uma tentativa de linearização

baseada nos pesos médios obtidos após a análise de sensibilidade. Essa abordagem permitirá que o modelo gere um conjunto distinto de pesos para os critérios, refletindo uma nova distribuição das importâncias atribuídas a cada um deles.

A classificação resultante da tentativa de linearização das funções marginais para esse cenário permanece idêntica à apresentada nas Tabelas 7 e 8. No entanto, as utilidades de cada alternativa e os respectivos limiares de utilidade sofreram algumas variações, cujos valores estão apresentados na Tabela 9.

Tabela 9 - Classificação das alternativas no outro cenário de linearização

| Alternativas | Classe pré-definida | Utilidade | Classe estimada |
|-----------------------------------|----------------------------|------------------|------------------------|
| Arranjo Populacional do Recife/PE | 1 | 1 | 1 |
| Limiar de utilidade u1 | | 0,95 | |
| Caruaru | 2 | 0,9 | 2 |
| Limiar de utilidade u2 | | 0,6804 | |
| Arcoverde | 3 | 0,6244 | 3 |
| Serra Talhada | 3 | 0,5926 | 3 |
| Limiar de utilidade u3 | | 0,481 | |
| Goiana | 4 | 0,4267 | 4 |
| Surubim | 4 | 0,3861 | 4 |
| Nazaré da Mata | 4 | 0,3266 | 4 |
| Gravatá | 4 | 0,2378 | 4 |
| Petrolândia | 4 | 0,2241 | 4 |
| Santa Cruz do Capibaribe | 4 | 0,1985 | 4 |
| São José do Egito | 4 | 0,1985 | 4 |
| Limiar de utilidade u4 | | 0,1485 | |
| Gameleira | 5 | 0,0985 | 5 |
| Sertânia | 5 | 0,0985 | 5 |
| Panelas | 5 | 0,0795 | 5 |
| Bom Jardim | 5 | 0,0658 | 5 |
| Altinho | 5 | 0,0462 | 5 |
| Santa Cruz da Baixa Verde | 5 | 0,0193 | 5 |
| Barra de Guabiraba | 5 | 0,0048 | 5 |
| Brejinho | 5 | 0,0033 | 5 |

Fonte: Esta pesquisa (2024)

As ponderações resultantes das divisões realizadas em cada critério, obtidas após a tentativa de linearização das funções marginais com a exclusão da Equação (30), estão apresentadas no Quadro 9.

Quadro 9 - Pesos dos critérios perante outro cenário de linearização

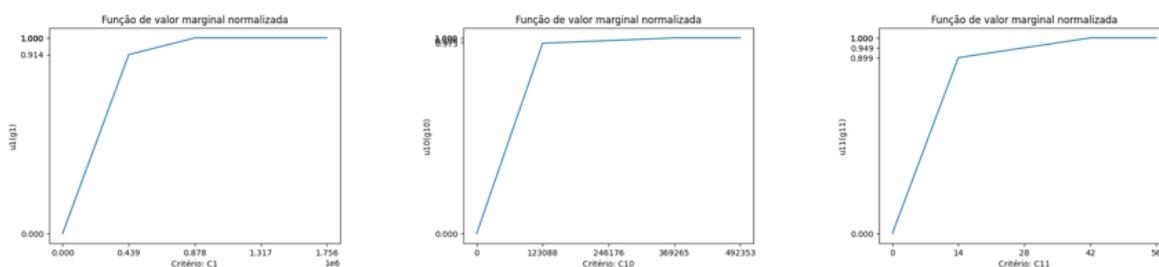
| Critério | W0 | W1 | W2 | W3 | W4 | Peso |
|-----------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-------------|
| C1 | 0 | 0,0496 | 0,0047 | 0 | 0 | 0,0543 |
| C10 | 0 | 0,3311 | 0,0047 | 0,0047 | 0 | 0,3404 |
| C11 | 0 | 0,5441 | 0,0306 | 0,0306 | 0 | 0,6053 |

Fonte: Esta pesquisa (2024)

Nesse cenário, observa-se que o critério C11 apresenta o maior peso, com um valor aproximado de 0,6053, semelhante ao observado nas análises anteriores, porém com um aumento em seu peso relativo. Os critérios C10 e C1, com pesos de 0,3404 e 0,0543, respectivamente, complementam esse resultado, enquanto os demais critérios apresentam pesos próximos de 0, indicando uma contribuição insignificante para a avaliação da atratividade espacial nesse contexto.

Esse comportamento não foi identificado em nenhuma das soluções obtidas com o uso da Equação (27), evidenciando que a tentativa de linearização das funções marginais pode ser utilizada também como um meio de explorar o espaço de soluções do método UTADIS. A Figura 15 ilustra as utilidades marginais dos critérios que possuem valores superiores a 0 no cenário onde a Equação (30) não foi considerada na tentativa de linearização.

Figura 15 - Utilidades marginais perante outro cenário de linearização

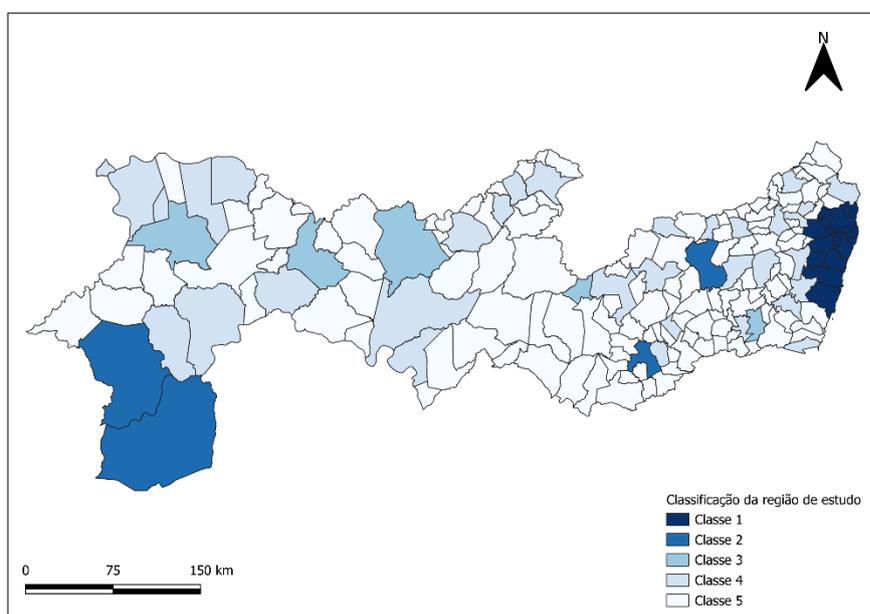


Fonte: Esta pesquisa (2024)

4.1.3 Extrapolação dos resultados para a análise regional

Com o UTADIS, todas as 168 alternativas consideradas para esta área de estudo (163 cidades e 5 arranjos populacionais) foram classificadas em cinco grupos de atratividade, de acordo com os doze critérios considerados no estudo. Para isso, utilizaram-se os resultados descritos anteriormente na Seção 4.1. Vale salientar que as classificações resultantes do processo de linearização, descritas na seção 4.1.2, retornam a mesma classificação. A Figura 16 demonstra a classificação das alternativas que compõem a análise regional.

Figura 16 - Classificação em função da análise regional



Fonte: Esta pesquisa (2024)

O valor da utilidade de cada alternativa, juntamente com sua respectiva classificação, considerando os resultados da Seção 4.1, está disponível no Apêndice B. O Apêndice C apresenta o valor da utilidade de cada alternativa e sua respectiva classificação, considerando os resultados da primeira análise implementada na Seção 4.1.2. Conforme descrito anteriormente, as classificações em ambos os casos são idênticas, todavia, existem diferenças nos valores de utilidade de algumas alternativas.

4.2 APLICAÇÃO DO MÉTODO UTADIS CONSIDERANDO O CENÁRIO NACIONAL

Os parâmetros utilizados, perante o grupo de referência considerado, permitiram a classificação das alternativas sem a presença de erros de classificação. O Apêndice D apresenta a classificação resultante do método, juntamente com as utilidades de cada alternativa e seus respectivos limiares de utilidade. Assim como na seção anterior, os valores de utilidade das alternativas, bem como os demais resultados apresentados, foram determinados com base no desempenho médio das soluções, obtido por meio da análise de pós-otimalidade, conforme especificado na Equação (27).

Observa-se que o Arranjo Populacional de São Paulo/SP registra a maior utilidade entre todas as alternativas analisadas, atingindo o valor máximo de 1. Em seguida, destacam-se os Arranjos Populacionais do Recife/PE, Salvador/BA e Brasília/DF, com valores de utilidade de 0,9977, 0,9975 e 0,9910, respectivamente. Por outro lado, as alternativas com menor utilidade são Cacaulândia, Currais, Jundiá e Cutias, apresentando valores de utilidade próximos de 0.

As ponderações associadas às divisões realizadas em cada critério, considerando o grupo de referência no âmbito nacional, e os respectivos pesos atribuídos estão detalhadas no Quadro 10.

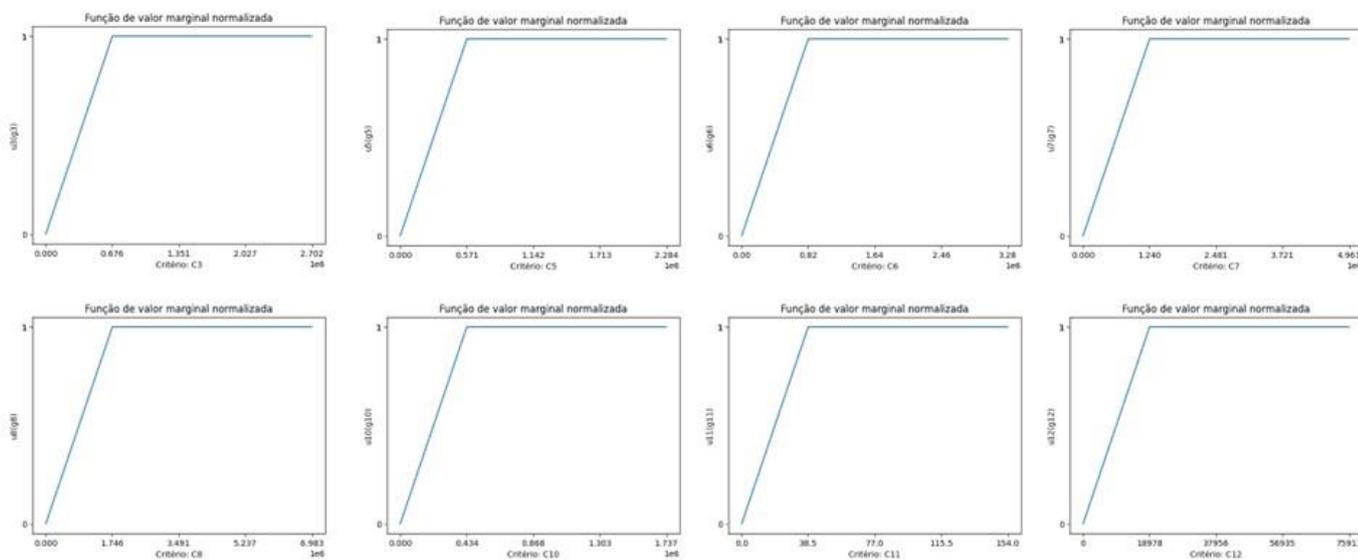
Quadro 10 - Pesos médios dos critérios para a análise nacional

| Critério | W0 | W1 | W2 | W3 | W4 | Peso |
|-----------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-------------|
| C1 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 |
| C2 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 |
| C3 | 0,0000 | 0,0009 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0009 |
| C4 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 |
| C5 | 0,0000 | 0,0057 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0057 |
| C6 | 0,0000 | 0,0086 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0086 |
| C7 | 0,0000 | 0,0049 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0049 |
| C8 | 0,0000 | 0,0004 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0004 |
| C9 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 |
| C10 | 0,0000 | 0,4246 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,4246 |
| C11 | 0,0000 | 0,5501 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,5501 |
| C12 | 0,0000 | 0,0047 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0047 |

Fonte: Esta pesquisa (2024)

O critério com o maior peso neste contexto foi o C11, com um valor aproximado de 0,5501. Observa-se que alguns critérios, como C1, C2, C4 e C9, apresentaram pesos próximos de 0, indicando que os mesmos não contribuem significativamente para a avaliação da atratividade espacial nesse cenário. A Figura 17 apresenta as utilidades marginais dos critérios com valor superior a 0.

Figura 17 - Utilidades marginais dos critérios na análise nacional

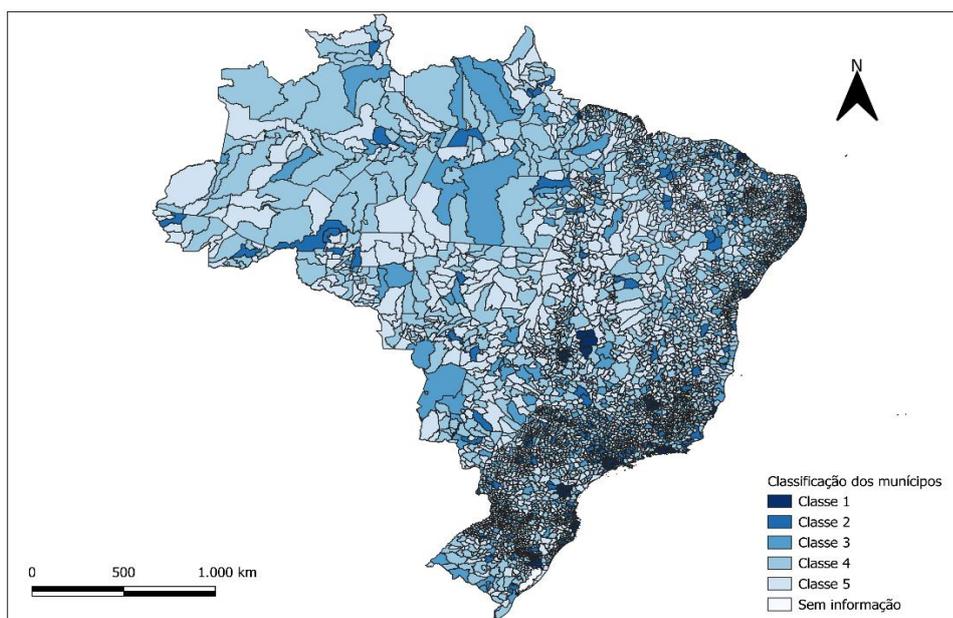


Fonte: Esta pesquisa (2024)

4.2.1 Extrapolação dos resultados para a análise nacional

Com o UTADIS, todas as 4.899 alternativas consideradas neste cenário (4.632 cidades e 267 arranjos populacionais) foram classificadas em cinco grupos de atratividade, de acordo com os doze critérios considerados no estudo. Para isso, utilizaram-se os resultados descritos anteriormente na Seção 4.2. Esse processo de extrapolação resulta na classificação exposta na Figura 18.

Figura 18 - Classificação geral



Fonte: Esta pesquisa (2024)

Com base nas informações do estudo da REGIC, foi possível extrapolar os resultados da Classificação UTADIS – Nacional, permitindo assim a classificação da maioria dos municípios do país. No entanto, dois municípios, Lagoa dos Patos (RS) e Taboão (TO), não puderam ser classificados, pois não foram encontradas informações sobre eles na base do IBGE.

No procedimento de extrapolação dos resultados na análise nacional, 13 alternativas foram classificadas na Classe 1, sendo elas: os Arranjos Populacionais de São Paulo/SP, Rio de Janeiro/RJ, Porto Alegre/RS, Belo Horizonte/MG, Curitiba/PR, Recife/PE, Salvador/BA, Fortaleza/CE, Belém/PA, Brasília/DF, Goiânia/GO, Vitória/ES e Florianópolis/SC. As demais alternativas foram classificadas da seguinte maneira: 115 alternativas na Classe 2, 239 alternativas na Classe 3, 1.324 alternativas na Classe 4 e as 3.208 alternativas restantes na Classe 5.

O Apêndice E contém os valores de utilidade e a classificação das alternativas associadas aos resultados descritos como Classificação UTADIS – Nacional para as alternativas do estado de Pernambuco.

4.3 DISCUSSÃO

Com base nas informações de peso, torna-se possível estimar o índice de utilidade e classificar qualquer alternativa que atenda aos critérios relevantes do estudo. Dessa forma, ao se utilizar os pesos resultantes das análises contidas nas seções anteriores, é possível realizar a classificação completa das alternativas. Os resultados apresentados nessa seção irão utilizar as seguintes denominações:

Classificação IBGE, apresenta a classe atribuída a cada alternativa contida na análise regional, com base no nível de hierarquia definido pela pesquisa Regiões de Influência das Cidades (REGIC), conduzida pelo IBGE. Os dados apresentados têm como finalidade exclusiva fornecer uma base comparativa para os resultados obtidos.

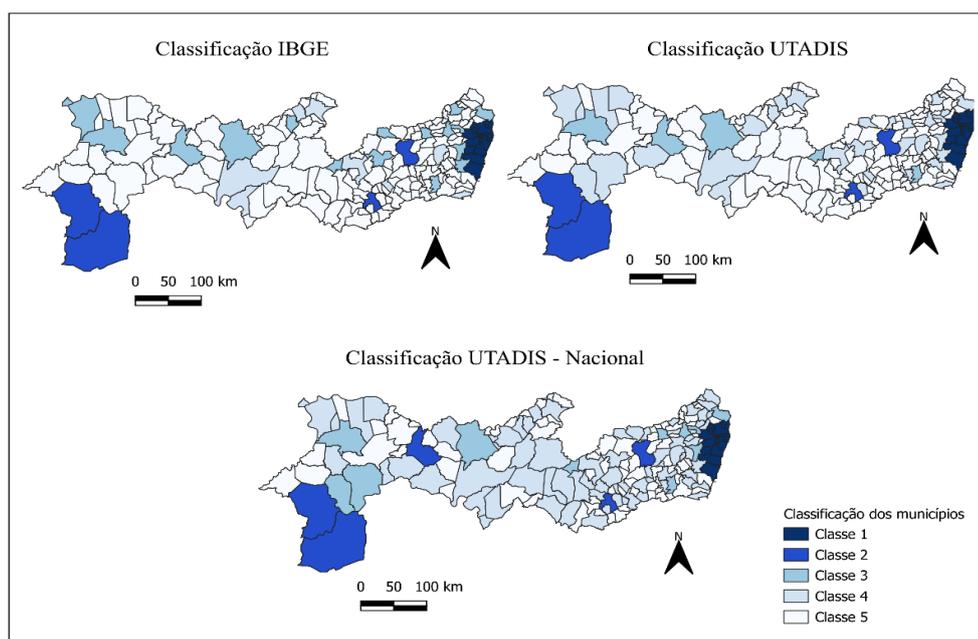
Classificação UTADIS, refere-se à classificação das alternativas contidas na análise regional, calculadas a partir das alternativas de referência e dos parâmetros descritos para a análise regional. Essa análise abrange exclusivamente as alternativas da região de estudo, ou seja, uma amostra das 168 alternativas situadas no estado de Pernambuco.

Classificação UTADIS – Nacional, representa a classificação das alternativas contidas na análise regional, calculadas utilizando as alternativas de referência e os parâmetros descritos para a análise nacional. Essa análise adota um novo grupo de referência, composto por municípios e arranjos populacionais de todas as unidades federativas do Brasil, considerados no estudo da REGIC.

Essas denominações serão utilizadas em um processo comparativo que busca evidenciar a complexidade de avaliar regiões com características distintas, devido às desigualdades sociais e econômicas no Brasil. A análise considera tanto um referencial nacional quanto um regional, focado no estado de Pernambuco, destacando como diferentes perspectivas podem gerar mudanças significativas na classificação das alternativas em relação à sua atratividade espacial. O objetivo é demonstrar que uma abordagem exclusivamente nacional, como a adotada no estudo da REGIC, pode não refletir com precisão a realidade de alguns municípios e arranjos.

Destaca-se que, neste estudo, o foco principal da classificação recai sobre as alternativas localizadas no estado de Pernambuco. Contudo, os resultados apresentados na seção 4.2 podem ser extrapolados para qualquer outra unidade federativa do país, abrangendo todas as alternativas consideradas no estudo REGIC. Esse processo de extrapolação resulta na classificação exposta na Figura 18. A Figura 19 apresenta a classificação das alternativas analisadas no estudo.

Figura 19 - Classificação das alternativas contidas na análise regional

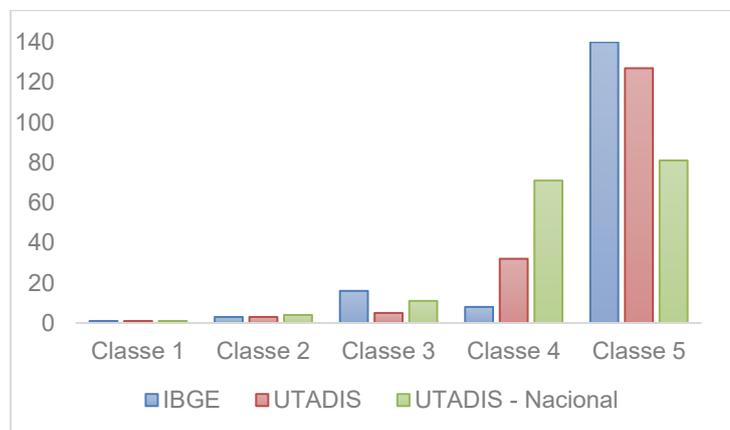


Fonte: Esta pesquisa (2024)

O Arranjo Populacional do Recife/PE destacou-se como o único classificado na Classe 1 em termos de atratividade espacial em ambos os cenários analisados. Na Classificação UTADIS, obteve uma utilidade de 1, enquanto na Classificação UTADIS – Nacional sua utilidade foi aproximadamente 0,9977. Os limites de utilidade definidos para a Classe 1, denominados u_1 , foram 0,9492 e 0,8907, respectivamente, nos dois métodos. As demais

alternativas foram distribuídas distintamente entre as quatro classes restantes. A Figura 20 ilustra as diferenças na alocação das alternativas entre as classificações analisadas.

Figura 20 - Alternativas contidas nas classes

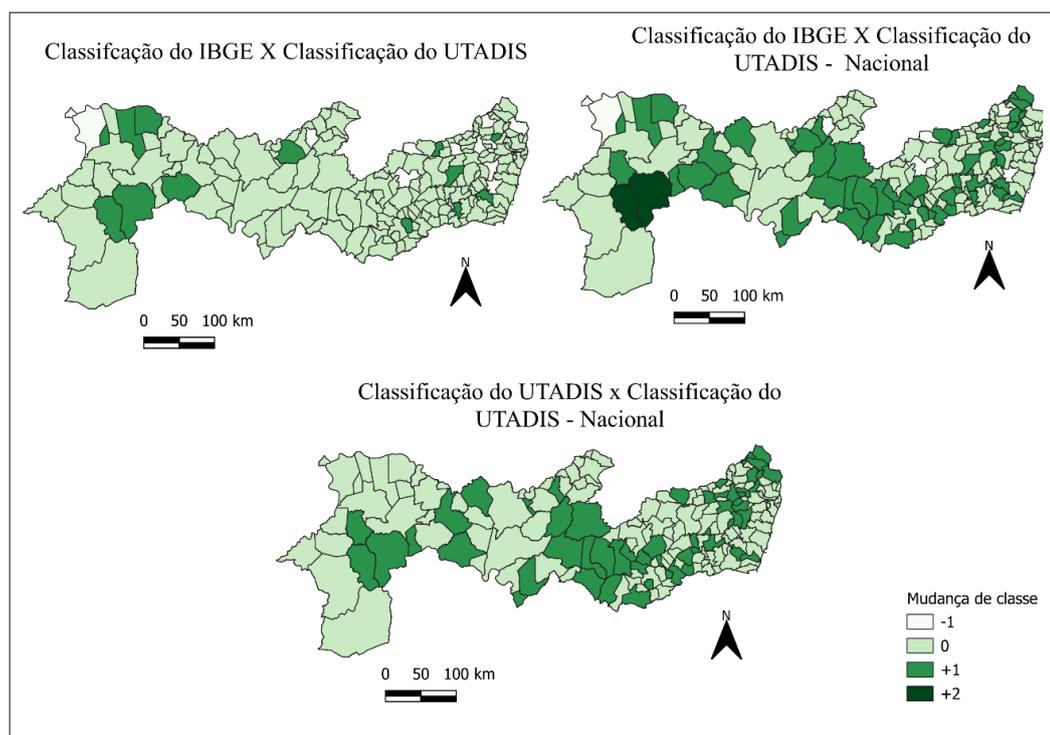


Fonte: Esta pesquisa (2024)

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 UTADIS apresenta uma distribuição ligeiramente mais equilibrada em relação ao IBGE, com uma redução no número de alternativas na Classe 5 (127) e na Classe 3 (5), enquanto houve um aumento na Classe 4 (32). Já a Classificação UTADIS – Nacional promoveu uma redistribuição mais significativa entre as classes intermediárias, registrando um aumento expressivo na Classe 4 (71), acompanhado de alterações na Classe 3 (11) e na Classe 5 (81).

Uma mudança notável foi a inclusão da alternativa Salgueiro na Classe 2 nessa classificação, uma vez que as demais classificações consideravam apenas 3 alternativas pertencentes a essa classe: Caruaru, o Arranjo Populacional de Petrolina/PE - Juazeiro/BA e Garanhuns. Considerando as classificações UTADIS e UTADIS – Nacional, essa alternativa apresentou utilidades de 0,6456 e 0,2664, respectivamente. No entanto, os limiares de utilidade u_1 e u_2 nos dois métodos foram os seguintes: 0,9492 e 0,7524 na classificação UTADIS, e 0,8907 e 0,2337 na classificação UTADIS – Nacional. A Figura 21 apresenta as alterações nas classificações das alternativas, destacando as mudanças ocorridas ao comparar os resultados obtidos nas diferentes análises.

Figura 21 - Mudança de classe



Fonte: Esta pesquisa (2024)

Ao comparar a classificação do IBGE com a classificação do UTADIS, observa-se que 11 alternativas (Afogados da Ingazeira, Arranjo Populacional de Araripina/PE, Belo Jardim, Carpina, Escada, Goiana, Limoeiro, Santa Cruz do Capibaribe, Surubim, Timbaúba e Vitória de Santo Antão) deixaram a classe 3 e foram realocadas na classe 4. Além disso, 13 alternativas (Bezerros, Bodocó, Cabrobó, Catende, Exu, Flores, Lagoa Grande, Nazaré da Mata, Ribeirão, Santa Maria da Boa Vista, São João, Trindade e Vertentes) migraram da classe 5 para a classe 4.

Na comparação entre a classificação do IBGE e a classificação do UTADIS – Nacional, nota-se que 6 alternativas (Afogados da Ingazeira, Arranjo Populacional de Araripina/PE, Belo Jardim, Escada, Santa Cruz do Capibaribe e Timbaúba) foram realocadas da classe 3 para a classe 4. Adicionalmente, 58 alternativas que estavam na classe 5 passaram a integrar a classe 4. Duas alternativas, Lagoa Grande e Santa Maria da Boa Vista, destacaram-se ao subir duas classes, migrando da classe 5 para a classe 3.

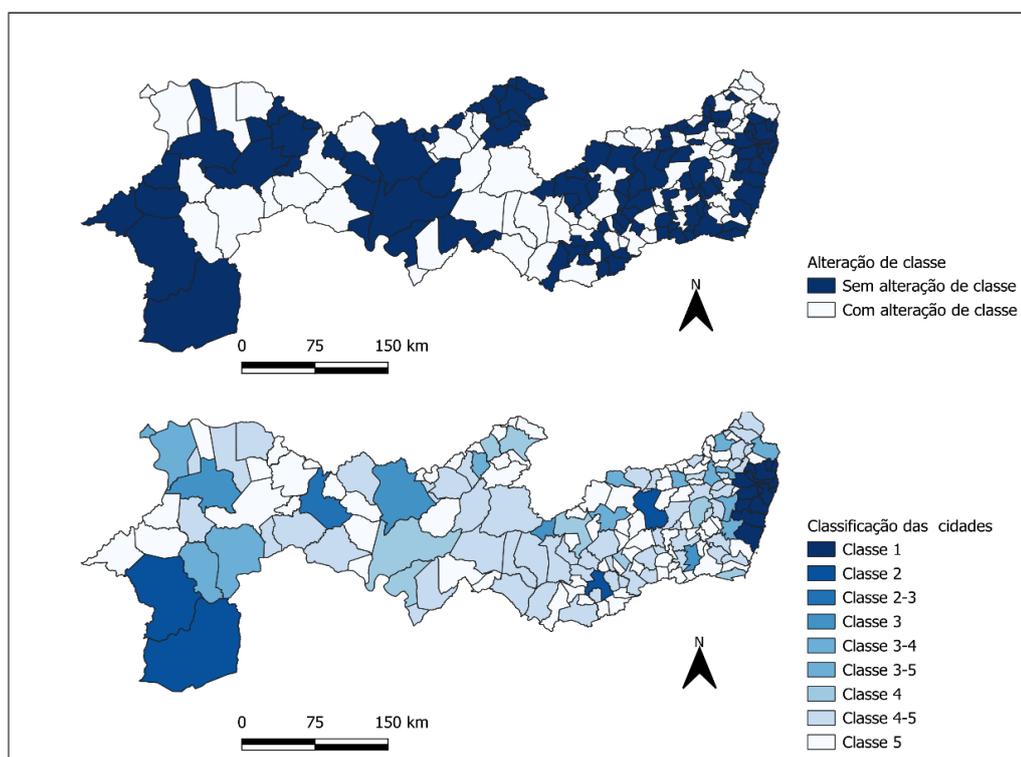
Na comparação entre as classificações obtidas no UTADIS e no UTADIS – Nacional, observa-se que nenhuma alternativa apresentou regressão de classe. Em contrapartida, 46 alternativas subiram da classe 5 para a classe 4. Outras 7 alternativas (Carpina, Goiana, Lagoa Grande, Limoeiro, Santa Maria da Boa Vista, Surubim e Vitória de Santo Antão) avançaram da

classe 4 para a classe 3. Além disso, foi confirmada a ascensão destacada previamente da cidade de Salgueiro. As demais 114 alternativas permaneceram na mesma classe.

Ao avaliar as classificações das alternativas com base nas três metodologias analisadas (IBGE, UTADIS e UTADIS – Nacional), verifica-se que 97 alternativas permaneceram na mesma classe em todas as classificações, evidenciando estabilidade em suas posições relativas. Entre elas, destacam-se: o Arranjo Populacional do Recife/PE na Classe 1; o Arranjo Populacional de Petrolina/PE - Juazeiro/BA, Caruaru e Garanhuns na Classe 2; Arcoverde, Ouricuri, Palmares e Serra Talhada na Classe 3; e Barreiros, Floresta, Gravatá, Lajedo, Pesqueira, Petrolândia, São José do Egito e Tabira na Classe 4.

Por outro lado, as 71 alternativas restantes apresentaram variações nas classificações, migrando entre diferentes classes. Conforme destacado anteriormente, a alternativa Salgueiro oscilou entre as classes 2 e 3; enquanto Afogados da Ingazeira, o Arranjo Populacional de Araripina/PE, Belo Jardim, Carpina, Escada, Goiana, Limoeiro, Santa Cruz do Capibaribe, Surubim, Timbaúba e Vitória de Santo Antão variaram entre as classes 3 e 4. As alternativas Lagoa Grande e Santa Maria da Boa Vista demonstraram maior instabilidade, com classificações flutuando entre as classes 3 e 5. As demais 57 alternativas apresentaram variações entre as classes 4 e 5. A Figura 22 demonstra essa análise.

Figura 22 - Variação de classe



Fonte: Esta pesquisa (2024)

A análise simultânea dos mapas apresentados na Figura 22, permite a identificação de padrões de estabilidade e mudança nas classificações das alternativas. Perante a região de estudo, destacam-se as regiões sem a alteração de classe, ou seja, aquelas com classificações consolidadas em termos de atratividade espacial, aproximadamente 57,74 % das alternativas, conforme os critérios avaliados no estudo. Contrariamente, também é possível observar regiões que, no processo de comparação entre as classificações adotadas, apresentam, em sua maioria, pequenas flutuações ocorridas devido à alteração entre as classes.

Essas informações podem atuar como um suporte para os tomadores de decisão em diferentes áreas de atuação. Já que ao identificar padrões entre as classificações obtidas no estudo juntamente com a comparação efetuada com os resultados da REGIC, é possível compreender os fatores relacionados à atratividade espacial das alternativas analisadas. Isso permite direcionar ações mais assertivas, como a priorização de investimentos, a formulação de estratégias de desenvolvimento regional e a alocação eficiente de recursos. Dessa forma, os resultados apresentados podem assistir à implementação de políticas públicas mais eficazes e adaptadas às especificidades de cada região estudada perante a sua atratividade espacial, promovendo um desenvolvimento mais equilibrado e alinhado às necessidades de cada município.

Os resultados indicam que os critérios com maior influência na atratividade espacial dos municípios são o C10, relacionado ao índice de atração temática para transporte público, e o C11, referente ao coeficiente de centralidade de gestão pública. Diante dessa influência, os municípios classificados nas classes 1 e 2, que buscam manter sua posição, assim como aqueles das demais classes, que almejam melhorar seu desempenho, devem concentrar esforços principalmente em ações que fortaleçam esses aspectos.

O critério C10 avalia a acessibilidade dos municípios brasileiros por meio do transporte público, considerando principalmente as conexões rodoviárias e hidroviárias. Sua influência na atratividade espacial se justifica pelo papel do transporte público no desenvolvimento econômico dos centros urbanos, uma vez que os deslocamentos facilitados por esses meios favorecem a circulação de pessoas em busca de bens e serviços ou que simplesmente necessitam se locomover para atender às suas demandas diárias.

Dessa forma, cabe aos gestores dos centros urbanos que desejam manter ou aprimorar a atratividade espacial de suas regiões implementar medidas que garantam a oferta regular e de qualidade dos serviços de transporte público. Isso inclui investimentos na infraestrutura de paradas de ônibus e rodoviárias, modernização ou ampliação da frota de transporte público, estabelecimento de parcerias com empresas terceirizadas para oferecer serviços de transporte

municipal, intermunicipal e interestadual, além de melhorias na malha rodoviária. Com essas ações, será possível atender às diversas demandas de deslocamento da população do município em questão e dos demais municípios interligados.

O critério C11 considera o número de entidades públicas de âmbito nacional com atuação descentralizada nas cidades, abrangendo instituições dos poderes executivo e judiciário, conforme descrito no capítulo 3. O estudo REGIC do IBGE (2020) destaca que as atividades relacionadas à gestão pública do território geram fluxos significativos devido à prestação de serviços à população. Sua influência na atratividade espacial se justifica pela exclusividade desses serviços, uma vez que municípios que abrigam tais órgãos tendem a atrair indivíduos que necessitam de suas atividades e atendimentos.

Nesse contexto, o cenário ideal prevê que instituições desse tipo atuem tanto nos municípios com maior atratividade, classificados nas classes 1 e 2, para manter seu nível de atração, quanto naqueles com menor atratividade, pertencentes às demais classes, a fim de fortalecer sua capacidade de atração e, conseqüentemente, possibilitar uma mudança em sua classificação. No entanto, a definição da localização de qualquer um dos sete órgãos analisados no estudo da REGIC, mesmo em seu nível administrativo mais básico, depende de uma série de fatores por parte do governo, que variam conforme o tipo de instituição e sua finalidade.

Para tanto, os gestores ao realizar ações que garantam infraestrutura adequada, com boa acessibilidade em seus municípios podem exercer uma maior influência perante esse processo de seleção e conseqüentemente podem ser contemplados com tais instituições. No entanto, é fundamental aprofundar a investigação sobre os requisitos que têm maior impacto nessas decisões.

Os investidores, por sua vez, podem priorizar, no processo de seleção de locais para investimentos, regiões com maior atratividade e estabilidade, conforme ilustrado na Figura 22. No entanto, as demais regiões, de acordo com suas classificações, também podem ser incluídas em planos estratégicos. De modo geral, as informações sobre a atratividade dos centros urbanos podem servir como um suporte valioso no processo decisório.

5 CONCLUSÕES E SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Este capítulo tem por objetivo apresentar as principais conclusões deste trabalho, além de propor sugestões para futuros estudos que possam complementar ou dar continuidade ao que foi desenvolvido e apresentado nesta dissertação.

5.1 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. Esta dissertação contribuiu para o campo acadêmico ao realizar uma revisão da literatura sobre os conceitos fundamentais relacionados à atratividade espacial, a abordagem GIS-MCDA e os métodos de informação parcial, com enfoque nos métodos da família UTA, especialmente o método UTADIS. Esse método foi utilizado para classificar as alternativas perante a sua atratividade espacial.

Por meio da aplicação do modelo proposto, 163 municípios e 5 arranjos populacionais do estado de Pernambuco foram classificados em classes pré-definidas. A análise possibilitou a classificação dos municípios do estado de Pernambuco sem a presença de erros de classificação, em ambos os cenários considerados, classificação perante um grupo de referência estadual e outro nacional. Vale ressaltar que a análise do cenário nacional possibilitou a classificação dos municípios das demais unidades federativas. Dessa forma, é possível obter a média das contribuições deferidas por cada critério considerado no estudo, em ambos os cenários. Essa informação 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 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.

Assim, a análise das classificações elaboradas pode servir como ferramenta de apoio tanto para a elaboração e a estruturação de políticas públicas quanto para a definição de ações de investimento. Já que, para os gestores públicos, essa classificação poderá ser utilizada como parâmetro perante o direcionamento de esforços e recursos, que visam sustentar ou potencializar a atratividade exercida por uma determinada localidade. Por outro lado, para investidores e empreendedores, essas análises oferecem *insights* sobre a atratividade espacial

das áreas estudadas, informação essa que poderá auxiliar na identificação de oportunidades e na tomada de decisão sobre novos empreendimentos.

Por fim, ressalta-se que o estado de Pernambuco foi utilizado para ilustrar a aplicabilidade do modelo de classificação e sua eficiência, porém os resultados encontrados na seção 4.2, que utiliza um grupo de referência composto por alternativas de todas as unidades federativas do país, pode ser utilizado para realizar a classificação das demais unidades federativas ou até mesmo de todos os municípios e arranjos populacionais que tiveram dados coletados no estudo da REGIC, conforme ilustrado na Figura 18.

5.2 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Para trabalhos futuros, fica a sugestão da elaboração de um modelo que incorpore critérios que representem a atratividade exercida pelos centros urbanos perante um panorama turístico, para assim avaliar se as atividades turísticas relacionadas à recreação, entretenimento ou descanso exercem influência na atratividade espacial de um centro urbano. Já que no estudo em questão, algumas cidades de vocação turística, como Tamandaré, foram classificadas nas classes inferiores.

Fatores sustentáveis também podem ser considerados, assim um critério que represente a atração exercida pela sustentabilidade de um centro urbano, com base no conceito de cidades sustentáveis ou pela implementação de instrumentos de planejamento ambiental, pode ser inserido no modelo.

Em casos onde é necessário avaliar a atratividade de cada cidade individualmente em vez de considerá-las como parte de um arranjo populacional, sugere-se a avaliação dissociada das cidades que compõem cada arranjo populacional contido no estudo da REGIC.

REFERÊNCIAS

- ABO-ZAHHAD, E. M. *et al.* Evaluation of solar PV-based microgrids viability utilizing single and multi-criteria decision analysis. **Renewable Energy**, [s. l.], v. 221, p. 119713, 2024.
- ALBRAHEEM, L.; ALAWLAQI, L. Geospatial analysis of wind energy plant in Saudi Arabia using a GIS-AHP technique. **Energy Reports**, [s. l.], v. 9, p. 5878–5898, 2023.
- ALEMDAR, K. D.; KAYA, Ö.; ÇODUR, M. Y. A GIS and microsimulation-based MCDA approach for evaluation of pedestrian crossings. **Accident Analysis & Prevention**, [s. l.], v. 148, p. 105771, 2020.
- ANDRIOSOPOULOS, D. *et al.* An application of multicriteria decision aid models in the prediction of open market share repurchases. **Omega**, [s. l.], v. 40, n. 6, Special Issue on Forecasting in Management Science, p. 882–890, 2012.
- ANELLI, D.; TAJANI, F. Spatial decision support systems for effective ex-ante risk evaluation: An innovative model for improving the real estate redevelopment processes. **Land Use Policy**, [s. l.], v. 128, p. 106595, 2023.
- ATHAWALE, V. M.; KUMAR, R.; CHAKRABORTY, S. Decision making for material selection using the UTA method. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, [s. l.], v. 57, n. 1–4, p. 11–22, 2011.
- BABASHOV, V.; BEN AMOR, S.; REINHARDT, G. Framework for Drug Formulary Decision Using Multiple-Criteria Decision Analysis. **Medical Decision Making: An International Journal of the Society for Medical Decision Making**, [s. l.], v. 40, n. 4, p. 438–447, 2020.
- BALLA, V. *et al.* Multicriteria decision aid models for the prediction of securities class actions: evidence from the banking sector. **OR Spectrum**, [s. l.], v. 36, n. 1, p. 57–72, 2014.
- BANET, K.; NAUMOV, V.; KUCHARSKI, R. Using city-bike stopovers to reveal spatial patterns of urban attractiveness. **Current Issues in Tourism**, [s. l.], v. 25, n. 18, p. 2887–2904, 2022.
- BASLÉ, M. Smarter Cities' Attractiveness. Testing New Criteria or Facets: “Data Scientists” and “Data Platforms”. **Journal of the Knowledge Economy**, [s. l.], v. 12, n. 1, p. 268–278, 2021.
- BEUTHE, M.; SCANNELLA, G. Comparative analysis of UTA multicriteria methods. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], v. 130, n. 2, p. 246–262, 2001.
- BILLAUD, O. *et al.* Comprehensive decision-strategy space exploration for efficient territorial planning strategies. **Computers, Environment and Urban Systems**, [s. l.], v. 83, p. 101516, 2020.
- BONO, P.-H. *et al.* Metro infrastructure and metropolitan attractiveness. **Regional Science and Urban Economics**, [s. l.], v. 93, p. 103757, 2022.

BOTTERO, M. *et al.* Decision making in urban development: The application of a hybrid evaluation method for a critical area in the city of Turin (Italy). **Sustainable Cities and Society**, [s. l.], v. 72, p. 103028, 2021.

BOUS, G. *et al.* ACUTA: A novel method for eliciting additive value functions on the basis of holistic preference statements. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], v. 206, n. 2, p. 435–444, 2010.

BUCH, T. *et al.* What Makes Cities Attractive? The Determinants of Urban Labour Migration in Germany. **Urban Studies**, [s. l.], v. 51, n. 9, p. 1960–1978, 2014.

CALDEIRA, M. C. O. *et al.* Maximizing geothermal prospects: Unveiling Paraná Basin's potential through advanced GIS and Multicriteria Decision Analysis (MCDA). **Geothermics**, [s. l.], v. 116, p. 102847, 2024.

CAUCHICK-MIGUEL, P. A. **Metodologia de pesquisa em engenharia de produção e gestão de operações**. [S. l.]: Elsevier, 2018.

CHEN, Y. *et al.* Temporal and Spatial Attractiveness Characteristics of Wuhan Urban Riverside from the Perspective of Traveling. **Land**, [s. l.], v. 11, n. 9, p. 1434, 2022.

CHENG, J.; CHEN, Z. Impact of high-speed rail on city attractiveness. **Socio-Economic Planning Sciences**, [s. l.], v. 95, p. 102024, 2024.

CHHIPI-SHRESTHA, G. *et al.* Optimizing residential density based on water–energy–carbon nexus using UTilités Additives (UTA) method. **Clean Technologies and Environmental Policy**, [s. l.], v. 20, n. 4, p. 855–870, 2018.

CORRENTE, S. *et al.* Robust ordinal regression for decision under risk and uncertainty. **Journal of Business Economics**, [s. l.], v. 86, n. 1–2, p. 55–83, 2016.

CORRENTE, S.; GRECO, S.; SŁOWIŃSKI, R. Multiple Criteria Hierarchy Process in Robust Ordinal Regression. **Decision Support Systems**, [s. l.], v. 53, n. 3, p. 660–674, 2012.

CREVOISIER, O.; RIME, D. Anchoring Urban Development: Globalisation, Attractiveness and Complexity. **Urban Studies**, [s. l.], v. 58, n. 1, p. 36–52, 2021.

DA SILVA, L. B. L. *et al.* A review of partial information in additive multicriteria methods. **IMA Journal of Management Mathematics**, [s. l.], v. 34, n. 1, p. 1–37, 2022.

DANIELSON, M.; EKENBERG, L. The CAR Method for Using Preference Strength in Multi-criteria Decision Making. **Group Decision and Negotiation**, [s. l.], v. 25, n. 4, p. 775–797, 2016.

DE ALMEIDA, A. T. *et al.* A new method for elicitation of criteria weights in additive models: Flexible and interactive tradeoff. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], v. 250, n. 1, p. 179–191, 2016.

DE ALMEIDA, A. T. de. **Processo de decisão nas organizações**. São Paulo: Atlas, 2013. (Manual de legislação Atlas).

DE OLIVEIRA, M. S. *et al.* Integrated data envelopment analysis, multi-criteria decision making, and cluster analysis methods: Trends and perspectives. **Decision Analytics Journal**, [s. l.], v. 8, p. 100271, 2023.

DEMESOUKA, O. E.; ANAGNOSTOPOULOS, K. P.; SISKOS, E. Spatial multicriteria decision support for robust land-use suitability: The case of landfill site selection in Northeastern Greece. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], v. 272, n. 2, p. 574–586, 2019.

DEMESOUKA, O. E.; VAVATSIKOS, A. P.; ANAGNOSTOPOULOS, K. P. Spatial UTA (S-UTA)—A new approach for raster-based GIS multicriteria suitability analysis and its use in implementing natural systems for wastewater treatment. **Journal of environmental management**, [s. l.], v. 125, p. 41–54, 2013.

DEMIR, G.; RIAZ, M.; DEVECI, M. Wind farm site selection using geographic information system and fuzzy decision making model. **Expert Systems with Applications**, [s. l.], v. 255, p. 124772, 2024.

DEVAUD, J. M.; GROUSSAUD, G.; JACQUET-LAGREZE, E. UTADIS: Une méthode de construction de fonctions d'utilité additives rendant compte de jugements globaux. **European Working Group on Multicriteria Decision Aid, Bochum**, [s. l.], v. 94, p. 285–298, 1980.

DIAKAKI, C.; GRIGOROUDIS, E. Improving energy efficiency in buildings using an interactive mathematical programming approach. **Sustainability**, [s. l.], v. 13, n. 8, p. 4436, 2021.

DIAKOULAKI, D. *et al.* The use of a preference disaggregation method in energy analysis and policy making. **Energy**, [s. l.], v. 24, n. 2, p. 157–166, 1999.

DOBOCH WANORE, T.; ABERA ANGELLO, Z.; MENBERU FETANU, Z. Optimized landfill site selection for municipal solid waste by integrating GIS and multicriteria decision analysis (MCDA) technique, Hossana town, southern Ethiopia. **Heliyon**, [s. l.], v. 9, n. 11, p. e21257, 2023.

DOUMPOS, M. *et al.* Development of a Robust Multicriteria Classification Model for Monitoring the Postoperative Behaviour of Heart Patients: A Multicriteria Model for Monitoring Heart Patients. **Journal of Multi-Criteria Decision Analysis**, [s. l.], v. 23, n. 1–2, p. 15–27, 2016.

DOUMPOS, M.; ZOPOUNIDIS, C. Developing sorting models using preference disaggregation analysis: An experimental investigation. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], v. 154, n. 3, p. 585–598, 2004.

DOUMPOS, M.; ZOPOUNIDIS, C. **Multicriteria decision aid classification methods**. Dordrecht ; Boston: Kluwer Academic Publishers, 2002. (Applied optimization, v. v. 73).

EBRAHIMI MALEKSHAH, M. E. *et al.* Risk Allocation Optimization between Owner and Contractor in Construction Projects by Using the UTA-STAR Method. **Applied Sciences**, [s. l.], v. 12, n. 17, p. 8402, 2022.

EDWARDS, W.; BARRON, F. H. SMARTS and SMARTER: Improved Simple Methods for Multiattribute Utility Measurement. **Organizational Behavior and Human Decision Processes**, [s. l.], v. 60, n. 3, p. 306–325, 1994.

EHSANIFAR, M.; WOOD, D. A.; BABAIE, A. UTASTAR method and its application in multi-criteria warehouse location selection. **Operations Management Research**, [s. l.], v. 14, n. 1–2, p. 202–215, 2021.

ESMAELIAN, M.; SHAHMORADI, H.; VALI, M. A novel classification method: A hybrid approach based on extension of the UTADIS with polynomial and PSO-GA algorithm. **Applied Soft Computing**, [s. l.], v. 49, p. 56–70, 2016.

FERNANDES, A. C. P. *et al.* A combined GIS-MCDA approach to prioritize stream water quality interventions, based on the contamination risk and intervention complexity. **Science of The Total Environment**, [s. l.], v. 798, p. 149322, 2021.

FIGUEIRA, J. R.; GRECO, S.; SŁOWIŃSKI, R. Building a set of additive value functions representing a reference preorder and intensities of preference: GRIP method. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], v. 195, n. 2, p. 460–486, 2009.

FIGUEIREDO, C. J. J. D.; MOTA, C. M. D. M. A Classification Model to Evaluate the Security Level in a City Based on GIS-MCDA. **Mathematical Problems in Engineering**, [s. l.], v. 2016, p. 1–10, 2016.

FREJ, E. A.; DE ALMEIDA, A. T.; COSTA, A. P. C. S. Using data visualization for ranking alternatives with partial information and interactive tradeoff elicitation. **Operational Research**, [s. l.], v. 19, n. 4, p. 909–931, 2019.

GHANNADPOUR, S. F. *et al.* Appraising the triple bottom line utility of sustainable project portfolio selection using a novel multi-criteria house of portfolio. **Environment, Development and Sustainability**, [s. l.], v. 23, n. 3, p. 3396–3437, 2021.

GIL, A. C. **Como Elaborar Projetos De Pesquisa**. 7. ed. São Paulo, SP: Editora Atlas Ltda, 2022.

GRECO, S. *et al.* On the Methodological Framework of Composite Indices: A Review of the Issues of Weighting, Aggregation, and Robustness. **Social Indicators Research**, [s. l.], v. 141, n. 1, p. 61–94, 2019.

GRECO, S.; MOUSSEAU, V.; SŁOWIŃSKI, R. Multiple criteria sorting with a set of additive value functions. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], v. 207, n. 3, p. 1455–1470, 2010.

GRECO, S.; MOUSSEAU, V.; SŁOWIŃSKI, R. Ordinal regression revisited: Multiple criteria ranking using a set of additive value functions. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], v. 191, n. 2, p. 416–436, 2008.

GRECO, S.; MOUSSEAU, V.; SŁOWIŃSKI, R. Robust ordinal regression for value functions handling interacting criteria. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], v. 239, n. 3, p. 711–730, 2014.

GRECO, S.; SŁOWIŃSKI, R.; WALLENIUS, J. Fifty years of multiple criteria decision analysis: From classical methods to robust ordinal regression. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], p. S0377221724005988, 2024.

GRECO, S.; SŁOWIŃSKI, R.; ZIELNIEWICZ, P. Putting Dominance-based Rough Set Approach and robust ordinal regression together. **Decision Support Systems**, [s. l.], v. 54, n. 2, p. 891–903, 2013.

GRIGOROUDIS, E.; ORFANOUDAKI, E.; ZOPOUNIDIS, C. Strategic performance measurement in a healthcare organisation: A multiple criteria approach based on balanced scorecard. **Omega**, [s. l.], v. 40, n. 1, p. 104–119, 2012.

GRIGOROUDIS, E.; ZOPOUNIDIS, C. Developing an employee evaluation management system: the case of a healthcare organization. **Operational Research**, [s. l.], v. 12, n. 1, p. 83–106, 2012.

GRUCA, A.; SIKORA, M. Rule based functional description of genes – Estimation of the multicriteria rule interestingness measure by the UTA method. **Biocybernetics and Biomedical Engineering**, [s. l.], v. 33, n. 4, p. 222–234, 2013.

HADDAD, B. *et al.* Mapping concentrated solar power site suitability in Algeria. **Renewable Energy**, [s. l.], v. 168, p. 838–853, 2021.

HAIDER, H. *et al.* Sustainability Evaluation of Surface Water Quality Management Options in Developing Countries: Multicriteria Analysis Using Fuzzy UTASTAR Method. **Water Resources Management**, [s. l.], v. 29, n. 8, p. 2987–3013, 2015.

IBGE. **Brasil | Cidades e Estados | IBGE**. [S. l.], 2024. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/cidades-e-estados.html>. Acesso em: 4 out. 2024.

IBGE, C. de G. **Regiões de influência das cidades**. [S. l.]: Ibge, 2020. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/geociencias/organizacao-do-territorio/redes-e-fluxos-geograficos/15798-regioes-de-influencia-das-cidades.html?=&t=acesso-ao-produto>.

IŞIK, A. T.; ADALI, E. A. UTA Method for the Consulting Firm Selection Problem. **Journal of Engineering Science and Technology Review**, [s. l.], v. 9, n. 1, p. 56–60, 2016.

JACOBS-CRISIONI, C.; KOMPIL, M.; DIJKSTRA, L. Big in the neighbourhood: Identifying local and regional centres through their network position. **Papers in Regional Science**, [s. l.], v. 102, n. 2, p. 421–458, 2023.

JACQUET-LAGREZE, E.; SISKOS, J. Assessing a set of additive utility functions for multicriteria decision-making, the UTA method. **European journal of operational research**, [s. l.], v. 10, n. 2, p. 151–164, 1982.

JBAIHI, O. *et al.* Technical potential appraisal and optimal site screening comparing AHP and fuzzy AHP methods for large-scale CSP plants: A GIS-MCDM approach in Morocco. **Sustainable Energy Technologies and Assessments**, [s. l.], v. 68, p. 103877, 2024.

KADZIŃSKI, M. *et al.* Expressiveness and robustness measures for the evaluation of an additive value function in multiple criteria preference disaggregation methods: An experimental analysis. **Computers & Operations Research**, [s. l.], v. 87, p. 146–164, 2017.

KADZIŃSKI, M.; GRECO, S.; SŁOWIŃSKI, R. RUTA: A framework for assessing and selecting additive value functions on the basis of rank related requirements. **Omega**, [s. l.], v. 41, n. 4, p. 735–751, 2013.

KADZIŃSKI, M.; GRECO, S.; SŁOWIŃSKI, R. Selection of a representative value function in robust multiple criteria ranking and choice. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], v. 217, n. 3, p. 541–553, 2012.

KAYA, Ö. *et al.* Electric car sharing stations site selection from the perspective of sustainability: A GIS-based multi-criteria decision making approach. **Sustainable Energy Technologies and Assessments**, [s. l.], v. 52, p. 102026, 2022.

KHAZAEI FADAFAN, F. *et al.* Assessing ecotourism in a mountainous landscape using GIS – MCDA approaches. **Applied Geography**, [s. l.], v. 147, p. 102743, 2022.

KOURTIT, K.; NIJKAMP, P.; WAHLSTRÖM, M. H. How to make cities the home of people – a ‘soul and body’ analysis of urban attractiveness. **Land Use Policy**, [s. l.], v. 111, p. 104734, 2021.

LAKATOS, E. M.; MARCONI, M. de A. **Fundamentos de metodologia científica**. 8 edição. São Paulo: Editora Atlas Ltda, 2017.

LARSSON, A. *et al.* Cardinal and Rank Ordering of Criteria — Addressing Prescription within Weight Elicitation. **International Journal of Information Technology & Decision Making**, [s. l.], v. 14, n. 06, p. 1299–1330, 2015.

LARYEA, R. Project outcome classification with imprecise criteria information. **International Journal of Applied Decision Sciences**, [s. l.], v. 6, n. 4, p. 372–387, 2013.

LINDÉN, D. *et al.* A framework based on statistical analysis and stakeholders’ preferences to inform weighting in composite indicators. **Environmental Modelling & Software**, [s. l.], v. 145, p. 105208, 2021.

LOPES, D. F.; MARQUES, J. L.; CASTRO, E. A. A MCDA/GIS-Based Approach for Evaluating Accessibility to Health Facilities. *In*: GERVASI, O. *et al.* (org.). **Computational Science and Its Applications – ICCSA 2021**. Cham: Springer International Publishing, 2021. (Lecture Notes in Computer Science). v. 12952, p. 311–322. Disponível em: https://link.springer.com/10.1007/978-3-030-86973-1_22. Acesso em: 28 ago. 2024.

MALCZEWSKI, J. GIS-based multicriteria decision analysis: a survey of the literature. **International Journal of Geographical Information Science**, [s. l.], v. 20, n. 7, p. 703–726, 2006.

MALCZEWSKI, J.; JANKOWSKI, P. Emerging trends and research frontiers in spatial multicriteria analysis. **International Journal of Geographical Information Science**, [s. l.], v. 34, n. 7, p. 1257–1282, 2020.

MALCZEWSKI, J.; RINNER, C. Introduction to GIS-MCDA. *In*: MALCZEWSKI, J.; RINNER, C. **Multicriteria Decision Analysis in Geographic Information Science**. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2015. (Advances in Geographic Information Science). p. 23–54. Disponível em: https://link.springer.com/10.1007/978-3-540-74757-4_2. Acesso em: 30 set. 2024.

MARCHESANI, F.; MASCIARELLI, F.; DOAN, H. Q. Innovation in cities a driving force for knowledge flows: Exploring the relationship between high-tech firms, student mobility, and the role of youth entrepreneurship. **Cities**, [s. l.], v. 130, p. 103852, 2022.

MARQUES, S. C. R. *et al.* Classifying urban residential areas based on their exposure to crime: A constructivist approach. **Sustainable Cities and Society**, [s. l.], v. 39, p. 418–429, 2018.

MASTORAKIS, K.; SISKOS, E. Value focused pharmaceutical strategy determination with multicriteria decision analysis techniques. **Omega**, [s. l.], v. 59, Business Analytics, p. 84–96, 2016.

MEDEIROS, M. R. M. de; ROSA, A. G. F.; MOTA, C. M. D. M. Uma avaliação multicritério da atratividade de municípios. *In*: LVI SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL, 2024, Fortaleza - CE. **SBPO,2024**. Fortaleza - CE: [s. n.], 2024. Disponível em: https://proceedings.science/proceedings/100475/_papers/193419.

MEHRPOUR, M. R. *et al.* Integration of strategic and operational attributes to calculate the optimal cultivation of crops. **Expert Systems with Applications**, [s. l.], v. 236, p. 121238, 2024.

MOTA, C. M. D. M.; FIGUEIREDO, C. J. J. D.; PEREIRA, D. V. E. S. Identifying areas vulnerable to homicide using multiple criteria analysis and spatial analysis. **Omega**, [s. l.], v. 100, p. 102211, 2021.

MUELLER, C.; KLEIN, U.; HOF, A. An easy-to-use spatial simulation for urban planning in smaller municipalities. **Computers, Environment and Urban Systems**, [s. l.], v. 71, p. 109–119, 2018.

NAGABABU, G. *et al.* Two-stage GIS-MCDM based algorithm to identify plausible regions at micro level to install wind farms: A case study of India. **Energy**, [s. l.], v. 248, p. 123594, 2022.

NARAYAN, P.; MEYER, P.; CAMPBELL, D. Embedding Human Expert Cognition Into Autonomous UAS Trajectory Planning. **IEEE Transactions on Cybernetics**, [s. l.], v. 43, n. 2, p. 530–543, 2013.

OZKIPER, O. *et al.* A GIS-MCDA approach to map environmental suitability of *Posidonia oceanica* meadows as blue nature-based solutions in the Mediterranean eco-region. **Science of The Total Environment**, [s. l.], v. 955, p. 176803, 2024.

PAPAPOSTOULOU, A. *et al.* Assessment of RES cooperation framework between the EU and North Africa: A multicriteria approach based on UTASTAR. **International Journal of Energy Sector Management**, [s. l.], v. 10, n. 3, p. 402–426, 2016.

PAPAPOSTOULOU, A. *et al.* Exploring opportunities and risks for RES-E deployment under Cooperation Mechanisms between EU and Western Balkans: A multi-criteria assessment. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, [s. l.], v. 80, p. 519–530, 2017.

PATINIOTAKIS, I.; APOSTOULOU, D.; MENTZAS, G. Fuzzy UTASTAR: A method for discovering utility functions from fuzzy data. **Expert Systems with Applications**, [s. l.], v. 38, n. 12, p. 15463–15474, 2011.

RAAD, N. G.; RAJENDRAN, S.; SALIMI, S. A novel three-stage fuzzy GIS-MCDA approach to the dry port site selection problem: A case study of Shahid Rajaei Port in Iran. **Computers & Industrial Engineering**, [s. l.], v. 168, p. 108112, 2022.

RAMYA, S.; DEVADAS, V. Integration of GIS, AHP and TOPSIS in evaluating suitable locations for industrial development: A case of Tehri Garhwal district, Uttarakhand, India. **Journal of Cleaner Production**, [s. l.], v. 238, p. 117872, 2019.

REZAEI, J. Piecewise linear value functions for multi-criteria decision-making. **Expert Systems with Applications**, [s. l.], v. 98, p. 43–56, 2018.

ROMAN, Michał; ROMAN, Monika; NIEDZIÓŁKA, A. Spatial Diversity of Tourism in the Countries of the European Union. **Sustainability**, [s. l.], v. 12, n. 7, p. 2713, 2020.

ROSA, A. G. F. *et al.* A GIS-based multi-criteria approach for identifying areas vulnerable to subsidence in the world's largest ongoing urban socio-environmental mining disaster. **The Extractive Industries and Society**, [s. l.], v. 19, p. 101500, 2024.

ROSA, A. G. F.; MOTA, C. M. D. M.; FIGUEIREDO, C. J. J. D. A spatial multi-criteria decision analysis framework to reveal vulnerabilities of areas to incidences of street robberies. **Applied Geography**, [s. l.], v. 151, p. 102840, 2023.

ROSENFELD, J. *et al.* Assessing partially ordered clustering in a multicriteria comparative context. **Pattern Recognition**, [s. l.], v. 114, p. 107850, 2021.

RUI, J.; XU, Y.; LI, X. Destigmatizing urban villages by examining their attractiveness: Quantification evidence from Shenzhen. **Habitat International**, [s. l.], v. 150, p. 103120, 2024.

SALO, A. A.; HÄMÄLÄINEN, R. P. Preference Assessment by Imprecise Ratio Statements. **Operations Research**, [s. l.], v. 40, n. 6, p. 1053–1061, 1992.

SÁNCHEZ-LOZANO, J. M. *et al.* Geographical Information Systems (GIS) and Multi-Criteria Decision Making (MCDM) methods for the evaluation of solar farms locations: Case study in south-eastern Spain. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, [s. l.], v. 24, p. 544–556, 2013.

SERVILLO, L.; ATKINSON, R.; RUSSO, A. P. Territorial attractiveness in EU urban and spatial policy: a critical review and future research agenda. **European Urban and Regional Studies**, [s. l.], v. 19, n. 4, p. 349–365, 2012.

SHI, Z. *et al.* Assessment of bioenergy plant locations using a GIS-MCDA approach based on spatio-temporal stability maps of agricultural and livestock byproducts: A case study. **Science of The Total Environment**, [s. l.], v. 947, p. 174665, 2024.

SHORABEH, S. N. *et al.* Spatial modeling of areas suitable for public libraries construction by integration of GIS and multi-attribute decision making: Case study Tehran, Iran. **Library & Information Science Research**, [s. l.], v. 42, n. 2, p. 101017, 2020.

SILVA, C. M. *et al.* Measuring the Attractiveness of Cities to Receive Investments in Regional Airport Infrastructure. **Mathematics**, [s. l.], v. 10, n. 10, p. 1734, 2022.

SISKOS, J. Analyse de systèmes de décision multicritère en univers aléatoire. **Foundations of Control Engineering**, [s. l.], v. 8, n. 3–4, p. 193–212, 1983.

SISKOS, J. Comment modéliser les préférences au moyen de fonctions d'utilité auditives. **RAIRO-Operations Research**, [s. l.], v. 14, n. 1, p. 53–82, 1980.

SISKOS, E.; ASKOUNIS, D.; PSARRAS, J. Multicriteria decision support for global e-government evaluation. **Omega**, [s. l.], v. 46, p. 51–63, 2014.

SISKOS, Y.; GRIGOROUDIS, E. New Trends in Aggregation-Disaggregation Approaches. In: ZOPOUNIDIS, C.; PARDALOS, P. M. (org.). **Handbook of Multicriteria Analysis**. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2010. (Applied Optimization). v. 103, p. 189–214. Disponível em: https://link.springer.com/10.1007/978-3-540-92828-7_6. Acesso em: 30 ago. 2024.

SISKOS, Y.; GRIGOROUDIS, E.; MATSATSINIS, N. F. UTA Methods. In: GRECO, S.; EHRGOTT, M.; FIGUEIRA, J. R. (org.). **Multiple Criteria Decision Analysis**. New York, NY: Springer New York, 2016. (International Series in Operations Research & Management Science). v. 233, p. 315–362. Disponível em: https://link.springer.com/10.1007/978-1-4939-3094-4_9. Acesso em: 6 ago. 2024.

SISKOS, Y.; YANNACOPOULOS, D. UTASTAR: An ordinal regression method for building additive value functions. **Investigação Operacional**, [s. l.], v. 5, n. 1, p. 39–53, 1985.

SNIESKA, V.; ZYKIENE, I. City Attractiveness for Investment: Characteristics and Underlying Factors. **Procedia - Social and Behavioral Sciences**, [s. l.], v. 213, p. 48–54, 2015.

SOBRIE, O. *et al.* UTA-poly and UTA-splines: Additive value functions with polynomial marginals. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], v. 264, n. 2, p. 405–418, 2018.

SOTIROPOULOU, K. F.; VAVATSIKOS, A. P. Onshore wind farms GIS-Assisted suitability analysis using PROMETHEE II. **Energy Policy**, [s. l.], v. 158, p. 112531, 2021.

SOUISSI, D. *et al.* GIS-based MCDM – AHP modeling for flood susceptibility mapping of arid areas, southeastern Tunisia. **Geocarto International**, [s. l.], v. 35, n. 9, p. 991–1017, 2020.

SOYLU, B.; KAPAN ULUSOY, S. A preference ordered classification for a multi-objective max–min redundancy allocation problem. **Computers & Operations Research**, [s. l.], v. 38, n. 12, p. 1855–1866, 2011.

SPATHIS, C.; DOUMPOS, M.; ZOPOUNIDIS, C. Using client performance measures to identify pre-engagement factors associated with qualified audit reports in Greece. **The International Journal of Accounting**, [s. l.], v. 38, n. 3, p. 267–284, 2003.

SPYRIDAKOS, A. *et al.* Survey forest fire detection systems via multicriteria disaggregation-aggregation approach: the case of Lycabettus Hill. **International Journal of Multicriteria Decision Making**, [s. l.], v. 2, n. 1, p. 29, 2012.

THESARI, S. S.; TROJAN, F.; BATISTUS, D. R. A decision model for municipal resources management. **Management Decision**, [s. l.], v. 57, n. 11, p. 3015–3034, 2019.

TOUNI, Z.; MAKUI, A.; MOHAMMADI, E. A MCDM-based approach using UTA-STRAR method to discover behavioral aspects in stock selection problem. **International Journal of Industrial Engineering & Production Research**, [s. l.], v. 30, n. 1, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.22068/ijiepr.30.1.93>. Acesso em: 17 jul. 2024.

TSAGKARAKIS, M.-P.; DOUMPOS, M.; PASIOURAS, F. Capital shortfall: A multicriteria decision support system for the identification of weak banks. **Decision Support Systems**, [s. l.], v. 145, p. 113526, 2021.

ULCELUSE, M.; BOCK, B.; HAARTSEN, T. Immigration, spatial inequality and place attractiveness. **Population, Space and Place**, [s. l.], v. 28, n. 8, p. e2616, 2022.

USTAOGLU, E.; SISMAN, S.; AYDINOGLU, A. C. Determining agricultural suitable land in peri-urban geography using GIS and Multi Criteria Decision Analysis (MCDA) techniques. **Ecological Modelling**, [s. l.], v. 455, p. 109610, 2021.

VIÑUELA, A. Immigrants' spatial concentration: Region or locality attractiveness? **Population, Space and Place**, [s. l.], v. 28, n. 2, p. e2530, 2022.

WACHOWICZ, T.; ROSZKOWSKA, E. Can holistic declaration of preferences improve a negotiation offer scoring system?. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], v. 299, n. 3, p. 1018–1032, 2022.

WÓJCIK, M.; KADZIŃSKI, M.; CIOMEK, K. Selection of a representative sorting model in a preference disaggregation setting: A review of existing procedures, new proposals, and experimental comparison. **Knowledge-Based Systems**, [s. l.], v. 278, p. 110871, 2023.

XU, Y. *et al.* Site selection of wind farms using GIS and multi-criteria decision making method in Wafangdian, China. **Energy**, [s. l.], v. 207, p. 118222, 2020.

YILDIRIM, Y.; ULUCAN, A.; ATICI, K. B. Classifying Scuba Diving Sites through Diver Reviews with a Web Scraping Based UTADIS Application. **Croatian Operational Research Review**, [s. l.], v. 14, n. 2, p. 137–148, 2023.

YILDIZ, S. S. Spatial multi-criteria decision making approach for wind farm site selection: A case study in Balıkesir, Turkey. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, [s. l.], v. 192, p. 114158, 2024.

ZHENG, J.; LIENERT, J. Stakeholder interviews with two MAVT preference elicitation philosophies in a Swiss water infrastructure decision: Aggregation using SWING-weighting and disaggregation using UTAGMS. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], v. 267, n. 1, p. 273–287, 2018.

ZOPOUNIDIS, C.; DOUMPOS, M. A Multicriteria Decision Aid Methodology for Sorting Decision Problems: The Case of Financial Distress. **Computational Economics**, [s. l.], v. 14, n. 3, p. 197–218, 1999.

ZOPOUNIDIS, C.; DOUMPOS, M. A preference disaggregation decision support system for financial classification problems. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], v. 130, n. 2, p. 402–413, 2001.

ZOPOUNIDIS, C.; DOUMPOS, M. PREFDIS: a multicriteria decision support system for sorting decision problems. **Computers & Operations Research**, [s. l.], v. 27, n. 7–8, p. 779–797, 2000.

**APÊNDICE B - CLASSIFICAÇÃO DAS ALTERNATIVAS UTILIZANDO OS
VALORES MÉDIOS ENCONTRADOS NA ANÁLISE REGIONAL**

| Alternativas | Utilidade | Classificação UTADIS |
|--|------------------|-----------------------------|
| Arranjo Populacional do Recife/PE | 1,0000 | 1 |
| Caruaru | 0,8993 | 2 |
| Arranjo Populacional de Petrolina/PE - Juazeiro/BA | 0,8197 | 2 |
| Garanhuns | 0,7895 | 2 |
| Salgueiro | 0,6456 | 3 |
| Arcoverde | 0,6168 | 3 |
| Serra Talhada | 0,5861 | 3 |
| Palmares | 0,5745 | 3 |
| Ouricuri | 0,5214 | 3 |
| Limoeiro | 0,4365 | 4 |
| Vitória de Santo Antão | 0,4276 | 4 |
| Goiana | 0,4260 | 4 |
| Carpina | 0,4147 | 4 |
| Lagoa Grande | 0,4033 | 4 |
| Surubim | 0,3844 | 4 |
| Santa Maria da Boa Vista | 0,3763 | 4 |
| Timbaúba | 0,3314 | 4 |
| Nazaré da Mata | 0,3231 | 4 |
| Afogados da Ingazeira | 0,3188 | 4 |
| Cabrobó | 0,2917 | 4 |
| Arranjo Populacional de Araripina/PE | 0,2849 | 4 |
| Escada | 0,2827 | 4 |
| Belo Jardim | 0,2713 | 4 |
| Barreiros | 0,2619 | 4 |
| Lajedo | 0,2515 | 4 |
| Gravatá | 0,2395 | 4 |
| Ribeirão | 0,2276 | 4 |
| Petrolândia | 0,2218 | 4 |
| Pesqueira | 0,2206 | 4 |
| Floresta | 0,2150 | 4 |
| Trindade | 0,2143 | 4 |
| São João | 0,2120 | 4 |
| Vertentes | 0,2012 | 4 |
| Santa Cruz do Capibaribe | 0,1979 | 4 |
| São José do Egito | 0,1972 | 4 |
| Bezerros | 0,1850 | 4 |
| Exu | 0,1810 | 4 |
| Catende | 0,1786 | 4 |
| Flores | 0,1666 | 4 |
| Tabira | 0,1573 | 4 |
| Bodocó | 0,1502 | 4 |

| | | |
|---|--------|---|
| Orocó | 0,1458 | 5 |
| Buíque | 0,1441 | 5 |
| Rio Formoso | 0,1397 | 5 |
| Glória do Goitá | 0,1375 | 5 |
| Toritama | 0,1303 | 5 |
| Bom Conselho | 0,1265 | 5 |
| Angelim | 0,1259 | 5 |
| Jatobá | 0,1194 | 5 |
| Pedra | 0,1172 | 5 |
| Santa Cruz | 0,1152 | 5 |
| Venturosa | 0,1150 | 5 |
| Tacaratu | 0,1145 | 5 |
| Arranjo Populacional de Caetés - Capoeiras/PE | 0,1126 | 5 |
| Arranjo Populacional de Itambé/PE - Pedras de Fogo/PB | 0,1094 | 5 |
| Taquaritinga do Norte | 0,1063 | 5 |
| São Bento do Una | 0,1041 | 5 |
| Brejão | 0,1039 | 5 |
| Águas Belas | 0,1018 | 5 |
| Lagoa do Carro | 0,1018 | 5 |
| Pombos | 0,0997 | 5 |
| Jupi | 0,0996 | 5 |
| Condado | 0,0985 | 5 |
| Gameleira | 0,0970 | 5 |
| Sertânia | 0,0969 | 5 |
| Calumbi | 0,0929 | 5 |
| Itaíba | 0,0925 | 5 |
| Feira Nova | 0,0922 | 5 |
| Agrestina | 0,0916 | 5 |
| Belém do São Francisco | 0,0915 | 5 |
| Tupanatinga | 0,0898 | 5 |
| Aliança | 0,0897 | 5 |
| Camocim de São Félix | 0,0892 | 5 |
| Cupira | 0,0879 | 5 |
| São José do Belmonte | 0,0812 | 5 |
| Ibimirim | 0,0808 | 5 |
| Tracunhaém | 0,0802 | 5 |
| Custódia | 0,0800 | 5 |
| Panelas | 0,0783 | 5 |
| Carnaíba | 0,0778 | 5 |
| Canhotinho | 0,0735 | 5 |
| Chã Grande | 0,0727 | 5 |
| Bonito | 0,0711 | 5 |
| João Alfredo | 0,0710 | 5 |
| Orobó | 0,0679 | 5 |
| Quipapá | 0,0661 | 5 |
| Passira | 0,0659 | 5 |

| | | |
|---------------------------|--------|---|
| Bom Jardim | 0,0648 | 5 |
| Serrita | 0,0632 | 5 |
| Amaraji | 0,0561 | 5 |
| Inajá | 0,0557 | 5 |
| Mirandiba | 0,0534 | 5 |
| Palmeirina | 0,0512 | 5 |
| Itapetim | 0,0510 | 5 |
| Água Preta | 0,0482 | 5 |
| Sairé | 0,0482 | 5 |
| Afrânio | 0,0466 | 5 |
| São Caitano | 0,0458 | 5 |
| Altinho | 0,0455 | 5 |
| Saloá | 0,0443 | 5 |
| Brejo da Madre de Deus | 0,0439 | 5 |
| Belém de Maria | 0,0418 | 5 |
| Tamandaré | 0,0418 | 5 |
| Itaquitinga | 0,0412 | 5 |
| Sirinhaém | 0,0409 | 5 |
| Parnamirim | 0,0385 | 5 |
| Macaparana | 0,0384 | 5 |
| Correntes | 0,0383 | 5 |
| Ipubi | 0,0382 | 5 |
| Betânia | 0,0382 | 5 |
| São Joaquim do Monte | 0,0382 | 5 |
| Jataúba | 0,0378 | 5 |
| Ferreiros | 0,0373 | 5 |
| Salgadinho | 0,0353 | 5 |
| Casinhas | 0,0350 | 5 |
| Jurema | 0,0315 | 5 |
| Terezinha | 0,0282 | 5 |
| Primavera | 0,0252 | 5 |
| Tacaimbó | 0,0247 | 5 |
| Cumaru | 0,0224 | 5 |
| Iguaracy | 0,0212 | 5 |
| Santa Cruz da Baixa Verde | 0,0190 | 5 |
| Buenos Aires | 0,0181 | 5 |
| Manari | 0,0179 | 5 |
| Sanharó | 0,0179 | 5 |
| Vicência | 0,0177 | 5 |
| Jaqueira | 0,0173 | 5 |
| Triunfo | 0,0169 | 5 |
| Calçado | 0,0146 | 5 |
| Tuparetama | 0,0133 | 5 |
| São Vicente Férrer | 0,0122 | 5 |
| Lagoa dos Gatos | 0,0117 | 5 |
| Lagoa de Itaenga | 0,0116 | 5 |

| | | |
|------------------------|------------|---|
| Carnaubeira da Penha | 0,0112 | 5 |
| Vertente do Lério | 0,0082 | 5 |
| Paranatama | 0,0082 | 5 |
| Cedro | 0,0070 | 5 |
| Maraial | 0,0063 | 5 |
| Xexéu | 0,0061 | 5 |
| Frei Miguelinho | 0,0060 | 5 |
| Cortês | 0,0057 | 5 |
| Jucati | 0,0052 | 5 |
| Barra de Guabiraba | 0,0048 | 5 |
| São Benedito do Sul | 0,0039 | 5 |
| Cachoeirinha | 0,0035 | 5 |
| Brejinho | 0,0032 | 5 |
| Ibirajuba | 0,0028 | 5 |
| Machados | 0,0010 | 5 |
| Santa Terezinha | 0,00026494 | 5 |
| Dormentes | 0,00025909 | 5 |
| Poção | 0,00023952 | 5 |
| Terra Nova | 0,00001393 | 5 |
| Santa Filomena | 0,00001023 | 5 |
| Quixaba | 0,00000970 | 5 |
| Itacuruba | 0,00000728 | 5 |
| Joaquim Nabuco | 0,00000600 | 5 |
| Moreilândia | 0,00000370 | 5 |
| Ingazeira | 0,00000308 | 5 |
| Granito | 0,00000138 | 5 |
| Santa Maria do Cambucá | 0,00000084 | 5 |
| Riacho das Almas | 0,00000074 | 5 |
| Alagoinha | 0,00000023 | 5 |
| Iati | 0 | 5 |
| Chã de Alegria | 0 | 5 |
| Fernando de Noronha | 0 | 5 |
| Lagoa do Ouro | 0 | 5 |
| Verdejante | 0 | 5 |
| Solidão | 0 | 5 |

**APÊNDICE C - CLASSIFICAÇÃO DAS ALTERNATIVAS UTILIZANDO OS
VALORES ENCONTRADOS DURANTE A TENTATIVA DE LINEARIZAÇÃO
PARA A ANÁLISE REGIONAL**

| Alternativas | Utilidade | Classificação UTADIS |
|--|-----------|----------------------|
| Arranjo Populacional do Recife/PE | 1,0000 | 1 |
| Caruaru | 0,9000 | 2 |
| Arranjo Populacional de Petrolina/PE - Juazeiro/BA | 0,8261 | 2 |
| Garanhuns | 0,7928 | 2 |
| Salgueiro | 0,6446 | 3 |
| Arcoverde | 0,6191 | 3 |
| Serra Talhada | 0,5865 | 3 |
| Palmares | 0,5745 | 3 |
| Ouricuri | 0,5210 | 3 |
| Limoeiro | 0,4370 | 4 |
| Vitória de Santo Antão | 0,4266 | 4 |
| Goiana | 0,4245 | 4 |
| Carpina | 0,4146 | 4 |
| Lagoa Grande | 0,4029 | 4 |
| Surubim | 0,3836 | 4 |
| Santa Maria da Boa Vista | 0,3747 | 4 |
| Timbaúba | 0,3305 | 4 |
| Nazaré da Mata | 0,3218 | 4 |
| Afogados da Ingazeira | 0,3188 | 4 |
| Cabrobó | 0,2904 | 4 |
| Arranjo Populacional de Araripina/PE | 0,2846 | 4 |
| Escada | 0,2812 | 4 |
| Belo Jardim | 0,2701 | 4 |
| Barreiros | 0,2614 | 4 |
| Lajedo | 0,2503 | 4 |
| Gravatá | 0,2388 | 4 |
| Ribeirão | 0,2266 | 4 |
| Petrolândia | 0,2214 | 4 |
| Pesqueira | 0,2200 | 4 |
| Floresta | 0,2142 | 4 |
| Trindade | 0,2133 | 4 |
| São João | 0,2110 | 4 |
| Vertentes | 0,2005 | 4 |
| São José do Egito | 0,1966 | 4 |
| Santa Cruz do Capibaribe | 0,1966 | 4 |
| Bezerros | 0,1840 | 4 |
| Exu | 0,1802 | 4 |
| Catende | 0,1779 | 4 |
| Flores | 0,1659 | 4 |
| Tabira | 0,1569 | 4 |

| | | |
|---|--------|---|
| Bodocó | 0,1495 | 4 |
| Orocó | 0,1452 | 5 |
| Buíque | 0,1437 | 5 |
| Rio Formoso | 0,1390 | 5 |
| Glória do Goitá | 0,1369 | 5 |
| Toritama | 0,1293 | 5 |
| Bom Conselho | 0,1257 | 5 |
| Angelim | 0,1254 | 5 |
| Jatobá | 0,1189 | 5 |
| Pedra | 0,1168 | 5 |
| Santa Cruz | 0,1148 | 5 |
| Venturosa | 0,1145 | 5 |
| Tacaratu | 0,1141 | 5 |
| Arranjo Populacional de Caetés - Capoeiras/PE | 0,1121 | 5 |
| Arranjo Populacional de Itambé/PE - Pedras de Fogo/PB | 0,1087 | 5 |
| Taquaritinga do Norte | 0,1059 | 5 |
| São Bento do Una | 0,1034 | 5 |
| Brejão | 0,1034 | 5 |
| Águas Belas | 0,1013 | 5 |
| Lagoa do Carro | 0,1013 | 5 |
| Pombos | 0,0992 | 5 |
| Jupi | 0,0992 | 5 |
| Condado | 0,0980 | 5 |
| Sertânia | 0,0966 | 5 |
| Gameleira | 0,0966 | 5 |
| Calumbi | 0,0925 | 5 |
| Itaíba | 0,0921 | 5 |
| Feira Nova | 0,0918 | 5 |
| Agrestina | 0,0913 | 5 |
| Belém do São Francisco | 0,0912 | 5 |
| Tupanatinga | 0,0896 | 5 |
| Aliança | 0,0893 | 5 |
| Camocim de São Félix | 0,0888 | 5 |
| Cupira | 0,0878 | 5 |
| São José do Belmonte | 0,0808 | 5 |
| Ibimirim | 0,0804 | 5 |
| Tracunhaém | 0,0798 | 5 |
| Custódia | 0,0795 | 5 |
| Panelas | 0,0780 | 5 |
| Carnaíba | 0,0775 | 5 |
| Canhotinho | 0,0732 | 5 |
| Chã Grande | 0,0724 | 5 |
| Bonito | 0,0708 | 5 |
| João Alfredo | 0,0707 | 5 |
| Orobó | 0,0677 | 5 |
| Quipapá | 0,0658 | 5 |

| | | |
|---------------------------|--------|---|
| Passira | 0,0657 | 5 |
| Bom Jardim | 0,0645 | 5 |
| Serrita | 0,0631 | 5 |
| Amaraji | 0,0559 | 5 |
| Inajá | 0,0556 | 5 |
| Mirandiba | 0,0532 | 5 |
| Palmeirina | 0,0510 | 5 |
| Itapetim | 0,0508 | 5 |
| Água Preta | 0,0481 | 5 |
| Sairé | 0,0480 | 5 |
| Afrânio | 0,0466 | 5 |
| São Caitano | 0,0455 | 5 |
| Altinho | 0,0453 | 5 |
| Saloá | 0,0441 | 5 |
| Brejo da Madre de Deus | 0,0437 | 5 |
| Tamandaré | 0,0423 | 5 |
| Belém de Maria | 0,0416 | 5 |
| Itaquitinga | 0,0410 | 5 |
| Sirinhaém | 0,0407 | 5 |
| Parnamirim | 0,0383 | 5 |
| Macaparana | 0,0383 | 5 |
| Correntes | 0,0382 | 5 |
| Ipubi | 0,0381 | 5 |
| São Joaquim do Monte | 0,0381 | 5 |
| Betânia | 0,0381 | 5 |
| Jataúba | 0,0377 | 5 |
| Ferreiros | 0,0371 | 5 |
| Salgadinho | 0,0351 | 5 |
| Casinhas | 0,0349 | 5 |
| Jurema | 0,0314 | 5 |
| Terezinha | 0,0281 | 5 |
| Primavera | 0,0251 | 5 |
| Tacaimbó | 0,0246 | 5 |
| Cumaru | 0,0224 | 5 |
| Iguaracy | 0,0211 | 5 |
| Santa Cruz da Baixa Verde | 0,0189 | 5 |
| Buenos Aires | 0,0180 | 5 |
| Manari | 0,0179 | 5 |
| Sanharó | 0,0179 | 5 |
| Vicência | 0,0177 | 5 |
| Triunfo | 0,0174 | 5 |
| Jaqueira | 0,0172 | 5 |
| Calçado | 0,0146 | 5 |
| Tuparetama | 0,0134 | 5 |
| São Vicente Férrer | 0,0122 | 5 |
| Lagoa dos Gatos | 0,0117 | 5 |

| | | |
|------------------------|----------|---|
| Lagoa de Itaenga | 0,0116 | 5 |
| Carnaubeira da Penha | 0,0112 | 5 |
| Vertente do Lério | 0,0082 | 5 |
| Paranatama | 0,0082 | 5 |
| Cedro | 0,0069 | 5 |
| Maraial | 0,0063 | 5 |
| Xexéu | 0,0061 | 5 |
| Frei Miguelinho | 0,0060 | 5 |
| Cortês | 0,0057 | 5 |
| Jucati | 0,0052 | 5 |
| Barra de Guabiraba | 0,0048 | 5 |
| São Benedito do Sul | 0,0039 | 5 |
| Cachoeirinha | 0,0035 | 5 |
| Brejinho | 0,0032 | 5 |
| Ibirajuba | 0,0028 | 5 |
| Machados | 0,000991 | 5 |
| Dormentes | 0,000425 | 5 |
| Santa Terezinha | 0,000369 | 5 |
| Poção | 0,000238 | 5 |
| Santa Filomena | 0,000066 | 5 |
| Quixaba | 0,000062 | 5 |
| Granito | 0,000050 | 5 |
| Itacuruba | 0,000044 | 5 |
| Terra Nova | 0,000042 | 5 |
| Ingazeira | 0,000022 | 5 |
| Moreilândia | 0,000022 | 5 |
| Joaquim Nabuco | 0,000018 | 5 |
| Alagoinha | 0,000008 | 5 |
| Riacho das Almas | 0,000004 | 5 |
| Santa Maria do Cambucá | 0,000003 | 5 |
| Iati | 0 | 5 |
| Chã de Alegria | 0 | 5 |
| Fernando de Noronha | 0 | 5 |
| Lagoa do Ouro | 0 | 5 |
| Verdejante | 0 | 5 |
| Solidão | 0 | 5 |

**APÊNDICE D - CLASSIFICAÇÃO DAS ALTERNATIVAS DE REFERÊNCIA
PERANTE A ANÁLISE NACIONAL**

| Alternativas | Classe pré-definida | Utilidade | Classe estimada |
|---|---------------------|-----------|-----------------|
| Arranjo Populacional de São Paulo/SP | 1 | 1,0000 | 1 |
| Arranjo Populacional do Recife/PE | 1 | 0,9977 | 1 |
| Arranjo Populacional de Salvador/BA | 1 | 0,9975 | 1 |
| Arranjo Populacional de Brasília/DF | 1 | 0,9910 | 1 |
| Arranjo Populacional de Florianópolis/SC | 1 | 0,8938 | 1 |
| Limiar de utilidade u1 | | 0,8907 | |
| Arranjo Populacional de São Luís/MA | 2 | 0,8880 | 2 |
| Arranjo Populacional de Maceió/AL | 2 | 0,8700 | 2 |
| Campo Grande | 2 | 0,8454 | 2 |
| Arranjo Populacional de Ribeirão Preto/SP | 2 | 0,6320 | 2 |
| Palmas | 2 | 0,5800 | 2 |
| Marabá | 2 | 0,5694 | 2 |
| Arranjo Populacional de Juazeiro do Norte/CE | 2 | 0,5490 | 2 |
| Uberlândia | 2 | 0,5469 | 2 |
| Rio Branco | 2 | 0,5153 | 2 |
| Mossoró | 2 | 0,3529 | 2 |
| Itabuna | 2 | 0,3490 | 2 |
| Ilhéus | 2 | 0,2400 | 2 |
| Limiar de utilidade u2 | | 0,2337 | |
| Parnaíba | 3 | 0,2173 | 3 |
| Nova Friburgo | 3 | 0,2135 | 3 |
| Parauapebas | 3 | 0,1852 | 3 |
| Pau dos Ferros | 3 | 0,1843 | 3 |
| Rio Verde | 3 | 0,1765 | 3 |
| Erechim | 3 | 0,1382 | 3 |
| Angra dos Reis | 3 | 0,1258 | 3 |
| Parintins | 3 | 0,1255 | 3 |
| Lucas do Rio Verde | 3 | 0,1254 | 3 |
| Limiar de utilidade u3 | | 0,1244 | |
| Horizonte | 4 | 0,0984 | 4 |
| Realeza | 4 | 0,0982 | 4 |
| Gravatá | 4 | 0,0874 | 4 |
| Arranjo Populacional de Mamanguape - Rio Tinto/PB | 4 | 0,0824 | 4 |
| Conceição do Araguaia | 4 | 0,0817 | 4 |
| Campo Novo do Parecis | 4 | 0,0702 | 4 |
| Barra de São Francisco | 4 | 0,0657 | 4 |
| Dom Pedro | 4 | 0,0623 | 4 |
| Sumé | 4 | 0,0507 | 4 |

| | | | |
|-------------------------------|---|--------|---|
| Tobias Barreto | 4 | 0,0504 | 4 |
| Sobradinho | 4 | 0,0496 | 4 |
| Coruripe | 4 | 0,0486 | 4 |
| Borda da Mata | 4 | 0,0483 | 4 |
| Campos do Jordão | 4 | 0,0455 | 4 |
| Coroatá | 4 | 0,0339 | 4 |
| Limiar de utilidade u4 | | 0,0244 | |
| Piranhas | 5 | 0,0233 | 5 |
| Costa Marques | 5 | 0,0227 | 5 |
| Novo Airão | 5 | 0,0212 | 5 |
| Mostardas | 5 | 0,0193 | 5 |
| Ipanguaçu | 5 | 0,0146 | 5 |
| Mazagão | 5 | 0,0143 | 5 |
| São Miguel do Tocantins | 5 | 0,0142 | 5 |
| Itaquiraí | 5 | 0,0139 | 5 |
| Mantenópolis | 5 | 0,0088 | 5 |
| São João da Baliza | 5 | 0,0076 | 5 |
| Pato Bragado | 5 | 0,0059 | 5 |
| Pirambu | 5 | 0,0026 | 5 |
| Xavantina | 5 | 0,0010 | 5 |
| Normandia | 5 | 0,0008 | 5 |
| Manoel Urbano | 5 | 0,0001 | 5 |
| Cacaulândia | 5 | 0,0000 | 5 |
| Currais | 5 | 0,0000 | 5 |
| Jundiá | 5 | 0,0000 | 5 |
| Cutias | 5 | 0,0000 | 5 |

**APÊNDICE E - CLASSIFICAÇÃO DAS ALTERNATIVAS UTILIZANDO OS
VALORES MÉDIOS ENCONTRADOS NA ANÁLISE NACIONAL**

| Alternativas | Utilidade | Classificação UTADIS |
|--|------------------|-----------------------------|
| Arranjo Populacional do Recife/PE | 0,9977 | 1 |
| Caruaru | 0,6279 | 2 |
| Arranjo Populacional de Petrolina/PE - Juazeiro/BA | 0,4606 | 2 |
| Garanhuns | 0,3698 | 2 |
| Salgueiro | 0,2664 | 2 |
| Arcoverde | 0,2323 | 3 |
| Lagoa Grande | 0,2314 | 3 |
| Serra Talhada | 0,2141 | 3 |
| Palmares | 0,2107 | 3 |
| Ouricuri | 0,1914 | 3 |
| Limoeiro | 0,1599 | 3 |
| Vitória de Santo Antão | 0,1575 | 3 |
| Goiana | 0,1539 | 3 |
| Carpina | 0,1491 | 3 |
| Santa Maria da Boa Vista | 0,1394 | 3 |
| Surubim | 0,1391 | 3 |
| Timbaúba | 0,1200 | 4 |
| Nazaré da Mata | 0,1200 | 4 |
| Afogados da Ingazeira | 0,1177 | 4 |
| Cabrobó | 0,1073 | 4 |
| Arranjo Populacional de Araripina/PE | 0,1054 | 4 |
| Escada | 0,1032 | 4 |
| Belo Jardim | 0,0996 | 4 |
| Barreiros | 0,0947 | 4 |
| Lajedo | 0,0916 | 4 |
| Gravatá | 0,0874 | 4 |
| Ribeirão | 0,0833 | 4 |
| Petrolândia | 0,0812 | 4 |
| Pesqueira | 0,0805 | 4 |
| Floresta | 0,0799 | 4 |
| Trindade | 0,0795 | 4 |
| São João | 0,0786 | 4 |
| Vertentes | 0,0745 | 4 |
| São José do Egito | 0,0725 | 4 |
| Bezerros | 0,0673 | 4 |
| Exu | 0,0671 | 4 |
| Catende | 0,0662 | 4 |
| Flores | 0,0619 | 4 |
| Santa Cruz do Capibaribe | 0,0583 | 4 |
| Tabira | 0,0583 | 4 |
| Bodocó | 0,0558 | 4 |

| | | |
|---|--------|---|
| Orocó | 0,0538 | 4 |
| Buíque | 0,0536 | 4 |
| Rio Formoso | 0,0517 | 4 |
| Glória do Goitá | 0,0509 | 4 |
| Angelim | 0,0465 | 4 |
| Bom Conselho | 0,0464 | 4 |
| Jatobá | 0,0441 | 4 |
| Pedra | 0,0436 | 4 |
| Tacaratu | 0,0428 | 4 |
| Venturosa | 0,0426 | 4 |
| Arranjo Populacional de Caetés - Capoeiras/PE | 0,0419 | 4 |
| Santa Cruz | 0,0407 | 4 |
| Taquaritinga do Norte | 0,0395 | 4 |
| Arranjo Populacional de Itambé/PE - Pedras de Fogo/PB | 0,0392 | 4 |
| Brejão | 0,0383 | 4 |
| São Bento do Una | 0,0380 | 4 |
| Águas Belas | 0,0379 | 4 |
| Lagoa do Carro | 0,0376 | 4 |
| Pombos | 0,0368 | 4 |
| Jupi | 0,0368 | 4 |
| Condado | 0,0365 | 4 |
| Sertânia | 0,0363 | 4 |
| Toritama | 0,0361 | 4 |
| Gameleira | 0,0358 | 4 |
| Belém do São Francisco | 0,0349 | 4 |
| Itaíba | 0,0344 | 4 |
| Calumbi | 0,0343 | 4 |
| Feira Nova | 0,0342 | 4 |
| Agrestina | 0,0341 | 4 |
| Tupanatinga | 0,0333 | 4 |
| Camocim de São Félix | 0,0331 | 4 |
| Aliança | 0,0331 | 4 |
| Cupira | 0,0324 | 4 |
| São José do Belmonte | 0,0303 | 4 |
| Ibimirim | 0,0302 | 4 |
| Tracunhaém | 0,0297 | 4 |
| Custódia | 0,0293 | 4 |
| Panelas | 0,0291 | 4 |
| Carnaíba | 0,0289 | 4 |
| Canhotinho | 0,0274 | 4 |
| Chã Grande | 0,0268 | 4 |
| Bonito | 0,0264 | 4 |
| João Alfredo | 0,0264 | 4 |
| Orobó | 0,0250 | 4 |
| Passira | 0,0245 | 4 |
| Quipapá | 0,0245 | 4 |

| | | |
|---------------------------|--------|---|
| Bom Jardim | 0,0241 | 5 |
| Serrita | 0,0237 | 5 |
| Inajá | 0,0210 | 5 |
| Amaraji | 0,0209 | 5 |
| Mirandiba | 0,0199 | 5 |
| Itapetim | 0,0191 | 5 |
| Palmeirina | 0,0191 | 5 |
| Água Preta | 0,0180 | 5 |
| Sairé | 0,0178 | 5 |
| Afrânio | 0,0175 | 5 |
| São Caitano | 0,0171 | 5 |
| Altinho | 0,0170 | 5 |
| Saloá | 0,0165 | 5 |
| Brejo da Madre de Deus | 0,0164 | 5 |
| Tamandaré | 0,0160 | 5 |
| Belém de Maria | 0,0154 | 5 |
| Itaquitinga | 0,0152 | 5 |
| Sirinhaém | 0,0151 | 5 |
| Parnamirim | 0,0144 | 5 |
| Ipubi | 0,0143 | 5 |
| São Joaquim do Monte | 0,0143 | 5 |
| Macaparana | 0,0143 | 5 |
| Correntes | 0,0143 | 5 |
| Betânia | 0,0143 | 5 |
| Jataúba | 0,0140 | 5 |
| Ferreiros | 0,0138 | 5 |
| Salgadinho | 0,0130 | 5 |
| Casinhas | 0,0129 | 5 |
| Jurema | 0,0116 | 5 |
| Terezinha | 0,0104 | 5 |
| Primavera | 0,0093 | 5 |
| Tacaimbó | 0,0091 | 5 |
| Cumaru | 0,0083 | 5 |
| Iguaracy | 0,0078 | 5 |
| Triunfo | 0,0072 | 5 |
| Santa Cruz da Baixa Verde | 0,0070 | 5 |
| Manari | 0,0068 | 5 |
| Sanharó | 0,0067 | 5 |
| Buenos Aires | 0,0067 | 5 |
| Vicência | 0,0066 | 5 |
| Jaqueira | 0,0064 | 5 |
| Calçado | 0,0054 | 5 |
| Tuparetama | 0,0050 | 5 |
| São Vicente Férrer | 0,0045 | 5 |
| Lagoa dos Gatos | 0,0043 | 5 |
| Lagoa de Itaenga | 0,0043 | 5 |

| | | |
|------------------------|----------|---|
| Carnaubeira da Penha | 0,0042 | 5 |
| Vertente do Lério | 0,0030 | 5 |
| Paranatama | 0,0030 | 5 |
| Cedro | 0,0026 | 5 |
| Maraial | 0,0024 | 5 |
| Xexéu | 0,0023 | 5 |
| Frei Miguelinho | 0,0022 | 5 |
| Cortês | 0,0021 | 5 |
| Jucati | 0,0019 | 5 |
| Barra de Guabiraba | 0,0018 | 5 |
| São Benedito do Sul | 0,0015 | 5 |
| Cachoeirinha | 0,0013 | 5 |
| Brejinho | 0,0012 | 5 |
| Ibirajuba | 0,0010 | 5 |
| Machados | 0,0004 | 5 |
| Dormentes | 0,0002 | 5 |
| Poção | 0,0001 | 5 |
| Santa Terezinha | 0,0001 | 5 |
| Santa Filomena | 0,0001 | 5 |
| Quixaba | 0,0001 | 5 |
| Granito | 0,0001 | 5 |
| Itacuruba | 0,0001 | 5 |
| Terra Nova | 0,00004 | 5 |
| Ingazeira | 0,00003 | 5 |
| Moreilândia | 0,00003 | 5 |
| Joaquim Nabuco | 0,00002 | 5 |
| Alagoinha | 0,00001 | 5 |
| Santa Maria do Cambucá | 0,000002 | 5 |
| Riacho das Almas | 0,000001 | 5 |
| Iati | 0 | 5 |
| Chã de Alegria | 0 | 5 |
| Fernando de Noronha | 0 | 5 |
| Lagoa do Ouro | 0 | 5 |
| Verdejante | 0 | 5 |
| Solidão | 0 | 5 |
