



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

FRANCISCO DE ASSIS VILAR SOBREIRA JÚNIOR

**AVALIAÇÃO DO DESENVOLVIMENTO SOCIOAMBIENTAL UTILIZANDO
TÉCNICAS DE CLASSIFICAÇÃO**

Recife

2019

FRANCISCO DE ASSIS VILAR SOBREIRA JÚNIOR

**AVALIAÇÃO DO DESENVOLVIMENTO SOCIOAMBIENTAL UTILIZANDO
TÉCNICAS DE CLASSIFICAÇÃO**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para a 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

2019

Catalogação na fonte
Bibliotecário Gabriel da Luz, CRB-4 / 2222.

S677a

Sobreira Júnior, Francisco de Assis Vilar.

Avaliação do desenvolvimento socioambiental utilizando técnicas de
classificação / Francisco de Assis Vilar Sobreira Júnior - 2019.
77 folhas, figs., tabs., abrev., sigls.

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

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Pernambuco. CTG.
Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, 2019.
Inclui Referências.

1. Engenharia de produção. 2. Política pública. 3. Análise de agrupamento. 4.
Modelo multicritério. 5. Flowsort. I. Mota, Caroline Maria de Miranda. (Orientadora).
II. Título.

UFPE

658.5 CDD (22. ed.)

BCTG/2019 - 236

FRANCISCO DE ASSIS VILAR SOBREIRA JÚNIOR

**AVALIAÇÃO DO DESENVOLVIMENTO SOCIOAMBIENTAL UTILIZANDO
TÉCNICAS DE CLASSIFICAÇÃO**

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

Aprovado em: 17/04/2019

BANCA EXAMINADORA

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

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

Prof. Lucas Albertins de Lima, Doutor (Examinador Externo)
Universidade Federal Rural de Pernambuco

A Deus dedico este trabalho, por ser essencial em minha vida, pois me concedeu força, paciência, perseverança, sabedoria e me consolou na hora da angústia, renovando-me a cada dia.

AGRADECIMENTOS

A Deus agradeço em primeiro lugar por ter me concedido força, ânimo e por sempre estar presente em minha vida me dando sabedoria para superar as inúmeras dificuldades que encontrei nessa etapa.

Aos meus pais, Creusa de Freitas Sobreira e Francisco de Assis Vilar Sobreira, pelo amor incondicional, por me ensinarem o caminho correto, pela força, pelo apoio e pelo carinho durante a minha caminhada. Vocês me deram força nos momentos mais difíceis da nossa família, e a minha vitória é também de vocês.

Aos meus irmãos, Assiane de Freitas Sobreira e Cleciane de Freitas Sobreira e Carlos Henrique de Freitas Sobreira, e aos meus sobrinhos, por serem meus melhores amigos, por me apoiarem durante todo o caminho, e pela ajuda para enfrentar a realização da pesquisa. A união e força de vocês me ajudaram de forma peculiar.

À minha orientadora Prof.^a Dr.^a Caroline Maria de Miranda Mota, por ter me orientado e pelos conhecimentos compartilhados.

Aos Professores do mestrado pela dedicação ao curso e pelos valiosos ensinamentos ao longo do período do mestrado.

À Universidade Federal de Pernambuco – UFPE, por proporcionar um ensino de qualidade a todos aqueles que aqui estudam.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – CAPES, (Código de financiamento 001), pelo incentivo financeiro para a realização do mestrado e condução da pesquisa.

Ao Prof. Dr. Rodolfo José Sabiá pelo apoio e incentivo em todo momento nessa fase da minha vida, sempre me aconselhando e contribuindo para o meu crescimento pessoal e profissional.

Aos amigos, Sinara, Jordan, Kelvin, Kathyana, Djayana, Johny, Chaina, Jerusa, Iury, Pedro, Ranielson, Vitor, pelo apoio durante toda a jornada, tenho certeza que, com a ajuda e compreensão de todos vocês, foi possível tornar esse percurso mais leve.

Aos meus amigos do mestrado, Emanuelly (Manu), Sassha, Adryenne (Dryca), Carolina (Carol), Laís, Luanda, Norah, Amanda, Rodrigo, Over, Dario, Daniel e todos os outros, por todos os momentos que passamos, fossem eles de felicidade ou tristeza, vocês foram peças fundamentais para o meu crescimento pessoal nesse período e se tornaram uma FAMÍLIA para mim, saibam que sempre estarei aqui por vocês.

Aos funcionários do PPGEF pela dedicação, pela paciência, atenção e eficiência no atendimento.

Meu muito obrigado!

RESUMO

Tratar de política pública voltada ao setor socioambiental é de fundamental importância para o desenvolvimento regional sustentável. Nesse sentido, a seguinte pesquisa objetiva analisar os fatores socioambientais de uma região e classificando-os por similaridade e por prioridade de recursos para iniciativas e ações de políticas públicas. Assim, foram determinados os critérios mais relevantes levando em conta uma revisão da literatura e selecionando os dados com base no Censo 2010, onde, ao todo, foram selecionados 6 (seis) indicadores, sendo: moradia improvisada; energia elétrica; coleta de lixo; abastecimento de água; moradia com banheiro; saneamento básico. Esses critérios foram aplicados em 168 Regiões, a fim de analisar seu desenvolvimento socioambiental. A aplicação do *Flowsort* inspirado no algoritmo *k-means* representou um melhor suporte para um dimensionamento adequado devido a sua integração do método multicritério com o algoritmo *k-means*. Notou-se, também, que o emprego dos métodos de tomada de decisão auxilia na execução e coopera na interpretação dos dados.

Palavras-chave: Política pública. Análise de agrupamento. Modelo multicritério. *Flowsort*.

ABSTRACT

Dealing with public policy directed on the socio-environmental is crucial for sustainable regional development. In this sense, the following research aims to analyze the socio-environmental factors of a region and classifying them by similarity and resource priority for initiatives and actions of public policies. Thus, the most relevant criteria were determined taking into account a review of the literature and selecting the data based on the Census 2010, where, in all, 6 (six) indicators were selected, they were: improvised houses; electricity; garbage collection; water supply; houses with exclusive bathrooms; basic sanitation. These criteria were applied in 168 Regions in order to analyze their social and environmental development. The Flowsort application based on the k-means algorithm represented a better support for adequate sizing due to its integration of the multicriteria method with the k-means algorithm. It was also noted that the use of decision-making methods helps in the execution and cooperates in the interpretation of the data.

Keywords: Public policy. Cluster analysis. Multicriteria model. Flowsort.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Metodologia da pesquisa.....	18
Figura 2 - Representação do AIC	43
Figura 3 - Quantidade de Agrupamento Ideal	44
Figura 4 - Desempenho do modelo	44
Figura 5 - Representação da técnica K-means	45
Figura 6 - Ordem dos agrupamentos.....	49
Figura 7 - Representação dos agrupamentos graficamente	50
Figura 8 - Representação gráfica dos agrupamentos	51
Figura 9 - Flowsort.....	53
Figura 10 - Flowsort feito por iterações.....	57

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Funções de Preferências PROMETHEE	30
Tabela 2 - Número de casos em cada cluster	46
Tabela 3 - Centros de cluster iniciais	46
Tabela 4 - Histórico de iteração ^a	47
Tabela 5 - Centros de cluster finais	48
Tabela 6 - Distâncias entre centros de cluster finais	48
Tabela 7 - Perfis centrais	54
Tabela 8 - Número de casos em cada classe	54
Tabela 9 - Análise de Sensibilidade	56
Tabela 10 - Classificação Flowsort por iterações	58
Tabela 11 - Comparação entre os dois primeiros casos	59
Tabela 12 - Comparação entre o 2º e o 3º caso	60
Tabela 13 - Comparação entre o 1º e o 3º caso	61

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

MCDM	<i>Multiple Criteria Decision Making</i>
MCDA	<i>Multicriteria Decision Analysis</i>
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
MAUT	<i>Multi-Attribute Utility Theory</i>
ELECTRE	<i>Elimination et Choix Traduisant la Réalité</i>
PROMETHEE	Preference Ranking Organization Method for Enrichment of Evaluations
WSI	<i>Weight Stability Intervals</i>
MILP	<i>Mixed Integer Linear Programming</i>
SMAA	<i>Stochastic Multicriteria Acceptability Analysis</i>
LIFN's	<i>Linguistic Intuitionistic Fuzzy Numbers</i>
AIC	Critério de Informação Akaike
SPSS	<i>Statistical Package for the Social Sciences</i>
ZEE	Zoneamento Ecológico Econômico
EUA	Estados Unidos da América

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	JUSTIFICATIVA.....	15
1.2	OBJETIVO GERAL	16
1.2.1	Objetivos específicos	16
1.3	METODOLOGIA	16
1.4	ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO	20
2	REFERENCIAL TEÓRICO	21
2.1	POLÍTICAS PÚBLICAS	21
2.2	SUSTENTABILIDADE.....	22
2.2.1	Sustentabilidade relacionada à questão ambiental	23
2.2.2	Sustentabilidade relacionada à questão social	23
2.2.3	Sustentabilidade relacionada à questão econômica	24
2.2.4	<i>Triple Bottom-Line</i>	24
2.3	RESPONSABILIDADE SOCIOAMBIENTAL.....	25
2.4	MCDM	26
2.5	MÉTODO DE SOBRECLASSIFICAÇÃO.....	28
2.5.1	PROMETHEE	28
2.5.1.1	<i>Flowsort</i>	31
2.5.1.2	Aplicações do PROMETHEE.....	31
2.6	TÉCNICA DE AGRUPAMENTO	33
2.6.1	<i>Prototype-based clustering</i>	34
2.7	CRITÉRIO DE INFORMAÇÃO DE AKAIKE (AIC).....	35
2.8	CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO	37
3	AVALIAÇÃO SOCIOAMBIENTAL	38
3.1	CARACTERIZAÇÃO DOS CRITÉRIOS	39
3.1.1	Moradia improvisada	39
3.1.2	Saneamento básico	39
3.1.3	Abastecimento de água	40
3.1.4	Moradia com banheiro	40
3.1.5	Energia elétrica	41

3.1.6	Coleta de lixo	41
3.2	CLASSIFICAÇÃO POR AGRUPAMENTO NÃO-SUPERVISIONADO.....	41
3.2.1	Definindo a quantidade de agrupamentos.....	42
3.2.2	Aplicação da técnica <i>K-means</i>	45
3.2.3	Aplicação do método multicritério	48
3.3	CLASSIFICAÇÃO ORDINAL COM MÉTODO MULTICRITÉRIO	52
3.3.1	Aplicação da técnica <i>Flowsort</i>	52
3.3.2	Análise de sensibilidade	55
3.4	AGRUPAMENTO COM MULTICRITÉRIO	56
3.4.1	Aplicação <i>Flowsort</i> inspirado no <i>K-means</i>	57
3.5	DISCUSSÃO	58
3.6	CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO	63
4	CONSIDERAÇÕES FINAIS	64
4.1	SUGESTÕES DE TRABALHOS FUTUROS	65
4.2	LIMITAÇÕES E DIFICULDADES	66
	REFERÊNCIAS	67

1 INTRODUÇÃO

A constituição das Políticas públicas se dá a partir de um conjunto de ações desenvolvidas pelo Poder Público para materializar as indicações de bem comum, justiça social e a igualdade dos cidadãos. Seu surgimento ocorreu nos EUA voltado para a área acadêmica tratando de assuntos sobre a ação dos governos (SOUZA, 2006). Sua pesquisa teve algumas vertentes, porém, em uma delas, tratava políticas públicas como um ramo da ciência política com o intuito de compreender o como e o porquê dos governos optarem por determinadas ações.

A promoção de condições adequadas de desenvolvimento no contexto social, a partir de uma definição de um planejamento eficiente e políticas públicas, é um tema complexo. Benedito e Menezes (2013) afirmam que as políticas públicas são responsáveis, através de uma ação estratégica que envolva a sociedade e Estado, pela identificação, planejamento e solução dos problemas sociais setoriais.

A sustentabilidade é uma das questões tratada pelas políticas públicas e pode ser definida, segundo Elkington (1998), em três pilares importantes, o econômico, social e o ambiental, que precisam ser trabalhados de forma unificada, sem negligenciar nenhum dos pilares. As políticas públicas podem ser vistas como a execução das tomadas de decisão, sendo um artifício de execução das decisões em relação ao desenvolvimento regional, onde o mesmo implica em uma transformação da realidade local consciente (MILANI, 2004). Ferramentas estatísticas, modelos matemáticos e métodos multicritérios podem ajudar a orientar ações públicas nessa área.

A tomada de decisão com múltiplos critérios, *Multiple Criteria Decision Making* (MCDM), é uma ferramenta que auxilia na escolha, pois surge como um auxílio ao considerar critérios que são, geralmente, conflitantes entre si (GAO *et al.*, 2018), pois se deparar com situações que nos exigem tomar decisões, sejam elas significativas ou não, é algo corriqueiro. Tendo em vista isso, há disponíveis vários métodos para resolver problemas multicritérios (SMET, 2014). Esses métodos podem ser divididos em três técnicas: o método de Critério Único de Síntese, o método de Sobreclassificação e o método Iterativo.

Os métodos de Sobreclassificação detêm de uma problemática de classificação, onde, tem formas distintas para a resolução de problemas em diferentes áreas de pesquisa, como estatística, *data mining* e pesquisa operacional. Zopounidis e Doumpos (2002) diferenciam a classificação em grupos predefinidos: classificação nominal e a classificação ordinal. Na classificação nominal as suas ações são apenas definidas de forma descritiva pelos critérios,

não são ordenadas, contudo, na classificação ordinal, se refere ao caso em que os grupos são definidos de forma ordinal, tratando alternativas mais preferíveis para aquelas menos preferíveis.

Outra metodologia que ajuda no apoio a tomada de decisão é a análise de agrupamento, que é uma metodologia útil, principalmente quando se está tratando um banco de dados extenso. Essa metodologia diz respeito a um processo de particionamento de uma população heterogênea em vários subgrupos mais homogêneos, onde em cada agrupamento não há classes pré-definidas, e os elementos são agrupados apenas de acordo com a similaridade.

Essa metodologia pode ser utilizada para diferentes propósitos, dentre eles pode-se mencionar a realização de uma análise exploratória para estruturação dos dados, bem como encontrar um conjunto de recursos para categorizá-los (STORK *et al.*, 2001). Sendo aplicado em diversas áreas, tais como medicina (MICHEL *et al.*, 2017) e psicologia, detecção de riscos de pessoal (RODRÍGUEZ *et al.*, 2016), gerenciamento de operações (BRUSCO *et al.*, 2017), dentre outros.

Logo, as técnicas de agrupamentos têm como objetivo classificar um conjunto de objetos em grupos, chamados de *cluster*. O processo visa encontrar as estruturas internas ou modelos de dados em um dado conjunto (YANG, MA, YANG, 2015; MASHAYEKHI *et al.*, 2015; SHEN, LI, 2014) através do particionamento dos mesmos. Contudo, tomar uma decisão com base apenas em uma classificação métrica poderá não ser eficiente, pois, alguns objetos podem ter um comportamento onde não se definem grupos homogêneos, impossibilitando a análise da classificação. Esse estudo visa suprir essa deficiência definindo parâmetros para a classificação dos dados da pesquisa. A partir disso, a pesquisa aplicará uma avaliação de desenvolvimento socioambiental, em que será utilizada o método *Flowsort* integrado ao *K-means*, que trabalha com a convergência dos dados usando as preferências do tomador de decisão. Utilizou-se, também, a aplicação do método *Flowsort* puro nesse estudo.

Em seguida, assegura-se um procedimento para a melhor viabilização da tomada de decisão, das classificações realizadas, como forma de apoiar esse processo e direcionar as ações das políticas públicas. Em suma, será definido um modelo adequado e, através do processo decisório, será possível constatar quais ações devem ser aplicadas nos agrupamentos de forma efetiva com o intuito de direcionar as ações das políticas públicas.

Utilizar uma metodologia estruturada na avaliação de ações de políticas públicas sociais voltadas ao desenvolvimento regional é relevante uma vez que envolve estruturar o problema,

avaliar as alternativas e considerar todos os critérios, bem como direcionar o processo decisório em cenários conflitantes.

1.1 JUSTIFICATIVA

Tendo em vista a importância das ações das políticas públicas voltadas ao âmbito ambiental para uma região é necessário um modelo que ampare, de forma efetiva, as decisões envolvendo as implementações dessas ações. As políticas públicas correspondem aos direitos garantidos constitucionalmente enquanto tratar de novos direitos das pessoas, comunidades ou bens materiais ou imateriais.

O estabelecimento das políticas públicas, normalmente, ocorre por meio de instrumentos de planejamento, execução, monitoramento e avaliação concatenados de uma forma lógica. Contudo, aperfeiçoar o planejamento em políticas públicas acarretará em um melhor dimensionamento do problema para aplicar uma execução mais eficiente. A sustentabilidade que conhecemos hoje está ligada a muitos interesses. É notável a influência política, cultural, educacional e empresarial nas ações e medidas para ser sustentável, e isso se reflete nos conceitos que são apresentados em periódicos, artigos e livros, atualmente.

Para Lizarralde *et al.* (2015) o ambiente construído é, em grande parte, responsável pela degradação ambiental, juntamente com a vulnerabilidade das comunidades face aos perigos naturais provocados ou não por esse desgaste, sendo assim um ponto de partida para políticas que melhorem a sustentabilidade desses ambientes construídos. Para isso é necessário estabelecer métodos que apoiem as ações para facilitar o processo de tomada de decisão. Desta forma, algumas ferramentas estatísticas podem auxiliar na orientação das ações públicas juntamente com um método multicritério.

A importância do estudo sobre a responsabilidade socioambiental diz respeito ao desenvolvimento de competências e estratégias integradas com o meio ambiente, que são, ao mesmo tempo, ligados com os problemas das diferentes economias, sejam elas de mercado, de sobrevivência e da natureza (HART *et al.*, 1997). Segundo Volpon (2007) a dimensão relacional voltada para a responsabilidade socioambiental tem sido pouco investigada pelos estudiosos em gestão estratégica.

Levando em conta esse fator, utilizar técnicas de classificação e de multicritério em análises de regiões irá trazer um apoio a tomada de decisão em relação a qual ação exercer sobre um determinado problema, pois segundo Smeulders, Crama e Spieksma (2018) as preferências do tomador de decisão, geralmente, são expressas por um número limitado de comparações

paritárias de alternativas ou por classificações das alternativas em vários critérios. Logo, em multicritério, a figura do tomador de decisão (decisor) representa a pessoa, grupo ou governo que tem o poder de dar o veredicto ou julgamento sobre alguma decisão a ser tomada.

Desta forma, elaborar modelos de decisão para avaliar as áreas de uma determinada região, onde serão utilizados 3 métodos de classificação, em que seus resultados serão comparados entre si, para melhor identificar qual modelo representa de forma concisa as necessidades da região em questão com o intuito de apoiar de maneira eficiente quais as áreas são mais desprovidas das ações de políticas públicas voltadas à questão socioambiental.

1.2 OBJETIVO GERAL

Analisar os fatores socioambientais de uma região e classificando-os por similaridade e por prioridade de recursos para iniciativas e ações de políticas públicas.

1.2.1 Objetivos específicos

- Avaliar a classificação das regiões estudadas;
- Aplicar a técnica *K-means* do método de agrupamento não-supervisionada para identificar objetos similares a partir de distâncias métricas;
- Aplicar método *Flowsort* para classificar as Regiões similares diante dos parâmetros definidos;
- Aplicar a classificação do método *Flowsort* com base no algoritmo *k-means* para identificar a qualidade e estabilidade das Regiões a partir dos parâmetros estabelecidos.

1.3 METODOLOGIA

Levando em consideração a característica do problema, esta pesquisa pode ser classificada como quantitativa, pois, segundo Fonseca (2002), essa interpretação acontece quando o estudo está centrado na objetividade, onde, o mesmo, recorre à linguagem matemática para descrever as causas de um fenômeno, as relações entre variáveis, dentre outros aspectos.

A pesquisa tem caráter descritivo-exploratório, já que busca responder perguntas no estilo “quais as ações de políticas públicas devem ser implementadas para uma melhor qualidade na região específica a partir de um banco de dados?” As pesquisas exploratórias, segundo Gil (2002), têm o intuito de garantir maior familiaridade com o problema, podendo dizer que sua finalidade é aprimorar ideias. Já as pesquisas descritivas tratam da descrição das características de um fenômeno ou população ou estabelece relações entre as variáveis.

Ainda, segundo Gil (2002), a pesquisa busca o conhecimento da realidade para explicar a razão dos acontecimentos visando identificar os fatores que cooperam para a ocorrência dos fenômenos. Para desenvolver a pesquisa, ela foi dividida nas seguintes partes:

- Levantamento bibliográfico abordando temas para embasar a pesquisa;
- Análise dos dados utilizando técnicas estatísticas e multicritério.

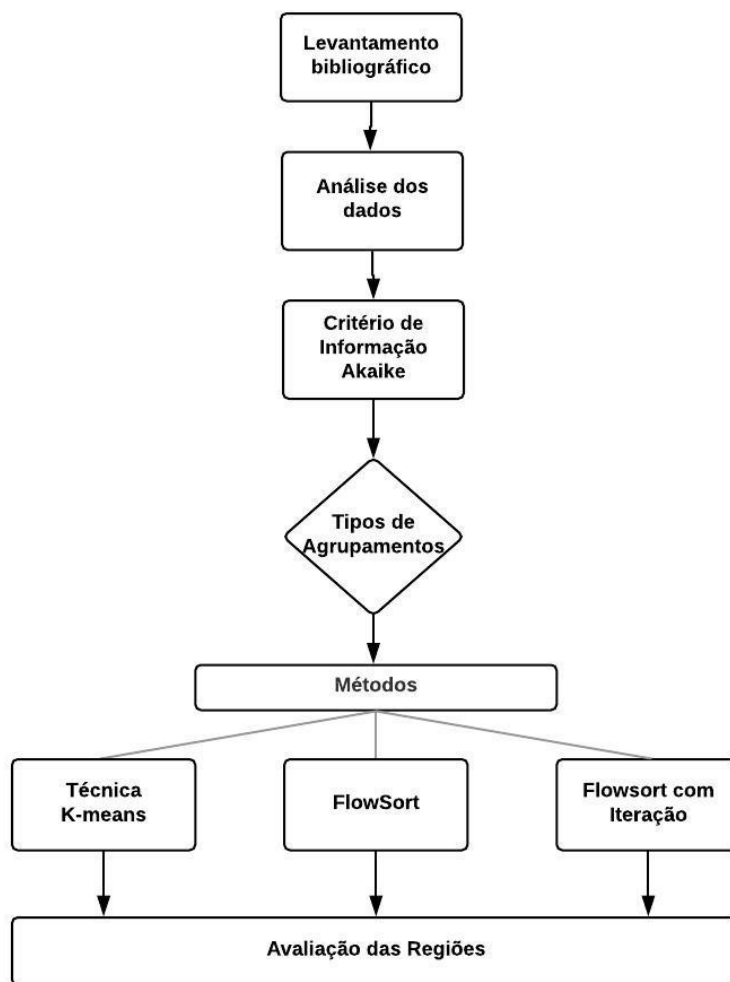
No levantamento bibliográfico foram utilizados artigos de periódicos indexados em plataformas, por exemplo a *web of Science* e a CAPES, com o intuito de buscar informações sobre os temas utilizados na pesquisa, uma vez que este trabalho abordou questões de políticas públicas voltadas às regiões específicas do município de Recife. A base de dados utilizada foi de origem do IBGE, viabilizando informações e fornecendo subsídio sobre a realidade regional. Após isso, aplicaram-se técnicas estatísticas para auxiliar na manipulação dos dados.

A técnica estatística utilizada foi o critério de informação Akaike (AKAIKE, 1998), que tem o objetivo de medir a qualidade relativa dos modelos estatísticos para um conjunto de dados, estimando, em relação a cada um dos outros modelos, a qualidade de cada um, fornecendo um meio para a escolha dos mesmos. Ele calcula a partir do logaritmo da verossimilhança de um modelo ajustado e dos números de parâmetros usados, envolvendo a soma dos quadrados dos resíduos, buscando definir um modelo que apresente um valor mais adequado considerando o número de parâmetros ideal.

Após isso, foram aplicadas análises de agrupamentos, que é um método que forma grupos com o intuito de classificar ou organizar objetos dentro de uma certa quantidade de k-grupos de acordo com o seu grau de semelhança. Não obstante, a relevância da abordagem multicritério na avaliação de ações e políticas públicas sociais é primordial, pois envolve estruturação do problema avaliando todas as alternativas em relação a todos os critérios estabelecidos, a fim de direcionar o processo decisório a partir dos parâmetros estabelecidos.

A Figura 1 abaixo mostra a representação da metodologia.

Figura 1 - Metodologia da pesquisa



Fonte: O autor (2018)

A técnica estatística utilizada para o agrupamento não-supervisionado é chamada *K-means*. Essa técnica tem como objetivo particionar n observações em k agrupamentos, onde os objetos de cada grupo são mais similares entre si. Ele é um problema computacionalmente difícil (NP-hard), porém há eficientes algoritmos heurísticos que são usualmente empregados e convergem rapidamente para um melhor resultado. Sua ideia, então, é fornecer uma classificação de acordo com as informações da base de dados, onde essa classificação é automatizada sem a necessidade de uma pré-classificação existente. Os testes estatísticos foram feitos no software *Statistical Package for the Social Sciences* (SPSS) 22.0 e as informações adquiridas foram extraídas do mesmo.

Após a classificação dos dados, utilizou-se o software visual PROMETHEE 1.4.0.0 para a problemática de ordenação, considerando as Regiões analisadas como alternativas e mantendo os critérios descritos anteriormente. Outro método utilizado foi o modelo multicritério *Flowsort* para problemática de classificação. Essa técnica, diferente da anterior, define parâmetros para estruturar o modelo de tomada de decisão. Nessa técnica foram realizados dois cenários, onde no primeiro cenário os critérios elencados foram tratados com ordem de prioridade igual, na intenção de classificar as Regiões com os critérios tendo o mesmo grau de importância nas implementações de políticas públicas. Já o segundo cenário, foi definido o critério saneamento básico como o mais relevante, pois trata-se de saúde pública, em que afeta o bem-estar da população local, por causa da proliferação de insetos e animais transmissores de doenças.

Desta forma, para a construção do modelo multicritério se utilizou como base o procedimento fundamentado por Almeida (2013), onde são divididos em 3 (três) fases:

A fase preliminar é composta por:

- Caracterizar os decisores: define-se o ator que irá ter o veredicto final, o tomador de decisão;
- Identificar os objetivos: define-se o que se quer alcançar com o modelo de tomada de decisão;
- Estabelecer os critérios: elenca-se critérios que irá medir o grau de desempenho;
- Estabelecer o espaço de ações e problemática: determina-se a problemática utilizada e as alternativas;
- Identificar fatores não controlados: identifica-se as ações que não estão sob o controle do modelo de decisão, mas esse aspecto não foi abordado.

A modelagem de preferências e escolha do método:

- Modelar as preferências: define-se qual critério será utilizado na estruturação do modelo;
- Efetuar avaliação intracritério: avalia-se limiares de indiferença e preferência;
- Efetuar avaliação intercritério: definem-se os pesos do modelo.

A fase final:

- Avaliar as alternativas: aplica-se a avaliação global das alternativas;
- Realizar análise de sensibilidade: analisa-se o impacto provocado na saída do modelo;
- Analisar resultados e recomendar soluções: elabora-se as recomendações;
- Implementar a decisão: implementa-se a ação encontrada.

Por fim, foi utilizado o *Flowsort* inspirado no algoritmo *k-means*, onde o procedimento desse método é composto por iterações até que os resultados convirjam, aumentando, consequentemente, a sua estabilidade, porém, para sua construção utilizou-se como base,

também, o procedimento fundamentado por Almeida (2013). A partir das informações adquiridas das etapas da construção do modelo multicritério, os resultados foram comparados e foi definido qual método melhor representa as necessidades da região de acordo com os critérios voltados à responsabilidade socioambiental.

A avaliação entre as técnicas teve como base uma comparação no que diz respeito a sua categorização. As informações no estilo de classificação nortearam qual técnica é a mais interessante levando em consideração a homogeneização da classe, pois pôde-se definir quais problemas afetam cada Região e, com isso, agilizar na implementação das ações das políticas públicas.

1.4 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

A presente pesquisa de dissertação encontra-se dividida em quatro (04) capítulos como segue abaixo:

O capítulo 1 trata sobre a introdução, abordando a temática trabalhada para a contextualização da problemática e a sua justificativa, como também expõe os objetivos da pesquisa e a metodologia empregada.

O capítulo 2 diz respeito ao referencial teórico, onde abrange os temas com o objetivo de fornecer a base conceitual e o posicionamento às pesquisas presentes na literatura. Leva-se em consideração os conceitos relativos a políticas públicas e seu foco na parte sustentável; sobre tomada de decisão multicritério, envolvendo os métodos de sobreclassificação; e às técnicas de agrupamento.

O capítulo 3 aborda os resultados e as discussões, onde foram aplicadas técnicas de agrupamento e o método multicritério, respectivamente, em um banco de dados do Censo 2010 voltado para o setor socioambiental de uma determinada região e, logo após, foram comparados e interpretados.

Por fim, o capítulo 4 diz respeito as considerações finais que tem como desígnio apresentar as conclusões sobre a pesquisa e mostrar quais foram as dificuldades e limitações, como, também, sugerir pesquisas futuras sobre o tema.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

O capítulo que segue destina-se a fundamentação teórica da pesquisa. Aborda conceitos relacionados ao método multicritério, técnicas de agrupamentos, políticas públicas e responsabilidade socioambiental. Estes conceitos aqui definidos proporcionarão um entendimento sobre os termos chave da dissertação.

2.1 POLÍTICAS PÚBLICAS

Ao longo dos anos, as políticas públicas vêm adquirindo maior visibilidade. Porém, o seu conceito teve surgimento nos EUA, onde desfez a lógica sobre o funcionamento do Estado (BENEDITO; MENEZES, 2013). Por volta do início da década de 50, pesquisas em políticas públicas surgiram com a denominação de *policy science*, o que não ocorreu na Europa, na qual tal iniciativa veio surgir no início da década de 70. Em relação ao Brasil, é recente os estudos voltados às políticas públicas, onde o destaque recaiu à descrição dos processos de negociação das políticas setoriais específicas ou à verificação das estruturas e instituições (TREVISAN; VAN BELLEN, 2008).

A sua definição, segundo Benedito e Menezes (2013), remete a uma percepção holística da gestão pública sob os problemas sociais setoriais. Há, no entanto, outras definições de políticas públicas que ressaltam a solução de problemas. Com isso, tem-se que a Política Pública é a ferramenta de implementação das decisões tomadas para o planejamento econômico e social.

Ohlweiler (2007) afirma que elas são programas de ação governamental planejado para uma atividade de coordenação das diversas instâncias administrativas com o intuito a efetivar uma determinada ideia. Para tanto, o papel do Estado é essencial para a implementação de políticas públicas, onde tratar de políticas públicas requer refletir de forma igualitária as relações entre sociedade civil e Estado.

Contudo, não se restringe em uma ação ou ato único o procedimento de implementar política pública, mas, sim, se torna uma constante idas e vindas com o intuito de criar condições que possibilitem uma educação igualitária, um meio ambiente sadio, uma eficiente segurança pública, dentre outros fatores. Tendo em vista isso, a sua elaboração deve ser assimilada como a continuidade do jogo constitucional, levando em consideração um conjunto de indicações contidas em preceitos, bens, princípios e valores (OHLWEILER, 2007).

O empenho da implementação exige uma compreensão de sua complexidade e relação com o processo de planejamento, onde o resultado do seu processo de planejamento tem que

ser visto como uma série de eventos aparentemente compreensível, porém, dependendo de uma cadeia complexa de interações mútuas para que consigam o resultado esperado (PUPPIM DE OLIVEIRA, 2006). Tendo em vista isso, o método de apoio a decisão pode auxiliar a implementação dessas ações de forma efetiva.

2.2 SUSTENTABILIDADE

A partir da década de 70, o termo sustentabilidade vem sendo palco para a discussão mundial. Essa preocupação ambiental tem contribuído para uma compreensão da gestão da sustentabilidade nas empresas pela perspectiva ambiental e social. Uma restrição na definição de sustentabilidade é que existem diferentes perspectivas sobre o que deve ser apoiado e por quanto tempo. Essa definição pode ser abordada de vários ângulos diferentes.

A definição de sustentabilidade de Brundtland *et al.* (1987) compara o desenvolvimento sustentável com o desenvolvimento concorrente levando em conta a satisfação das necessidades do presente sem comprometer a capacidade das gerações futuras satisfazerem as suas próprias necessidades.

As regras de Daly (1990), sobre a sociedade sustentável, são resumidas por Meadows *et al.* (1992), onde eles afirmam que as taxas da sociedade no uso dos recursos renováveis não podem exceder suas taxas de regeneração, ou seja, trata-se da sua resiliência ambiental. As taxas de poluição não podem exceder a capacidade de assimilação do meio ambiente e, segundo Robèrt *et al.* (2002), refere-se as necessidades humanas, na sociedade, para que elas sejam atendidas de forma ampla.

Contudo, esses princípios e condições são geralmente incorporados no *Triple Bottom-Line* de Elkington (1998), também conhecido como os 3P's, que são: *Planet*, *People* e *Profit* que, Brundtland *et al.* (1987), afirma que a sustentabilidade é a capacidade de uma atividade operar mantendo opções para as gerações futuras, incluindo os sistemas ambientais e socioeconômicos.

Para Loureiro (2014), o conceito de sustentabilidade é complexo, desafiador e instigante, pois abre múltiplas possibilidades de desenvolvimento assim como possibilita um leque de relações, pois a mesma vem das Ciências Biológicas e se firma na política e na economia, aceitando distintas formas de emprego da nomenclatura. É sobre as ruínas desses paradigmas que configura uma responsabilidade de construir projetos originais e pluralizados para se debater um conjunto de ideias que organize o quadro conceitual dessa discussão (SACHS,

2009). Logo, a sustentabilidade refere-se à questão de governança e levanta questões da convergência. (EVANS; JONES, 2008).

2.2.1 Sustentabilidade relacionada à questão ambiental

A sustentabilidade em seu conceito é muito ligada à questão ambiental, no que se refere ao cuidado com meio ambiente, com quantidade de resíduos, uso de matéria-prima e descarte de material. Alguns conceitos são definitivamente defensores do ambiente e da ecologia, como Godard (1996) que aborda a sustentabilidade das cidades como a capacidade de adaptação dos chamados “ecossistemas urbanos” para superarem a vulnerabilidade diante aos choques externos.

Desse modo, a preservação ambiental surge como a forma de garantir que o crescimento das desigualdades entre as gerações não aumentem (DINIZ; BERMAN, 2012). A denominação ambiental também surge quando os conceitos são muito ligados a denominação dada por Elkington (1998). Quando dividida em econômico, social e ambiental, pode-se afirmar que a preocupação surge do relacionamento das pessoas com o meio ambiente (LIMA, 2006).

2.2.2 Sustentabilidade relacionada à questão social

De acordo com Valinhas (2011) as questões sociais são apoiadas por políticas públicas que são necessárias para criar a sustentabilidade. Jatobá *et al.* (2009) chama de ecologia política uma das perspectivas da sustentabilidade que advém da necessidade de articulação da sociedade e natureza, baseado em uma perspectiva de justiça social, empoderamento e governança.

A própria disseminação do conceito de sustentabilidade teve a dimensão política como mola propulsora para divulgação do seu conceito básico na Conferência Nacional das Nações Unidas, a Rio 92. Sachs (1989), em um primeiro momento, trata a sustentabilidade como um lado social levando em conta as necessidades crescentes dentro de um contexto de expansão constante. Em outro momento, Sachs (2009), considera a política e cultura mais dois das suas sete dimensões chaves para sustentabilidade. Jatobá *et al* (2009) considera que a sustentabilidade toma características sociais quando envolve a política, transformando-se em um instrumento de crítica social. Alguns conceitos de sustentabilidade tomam uma conotação de justiça social, trazendo o lado político do termo, é o caso de Jacobi (1997) que determina que a noção de sustentabilidade implica em interligar justiça social, qualidade de vida, equilíbrio ambiental e ruptura com o padrão de sustentabilidade em que o mundo se encontra.

Quando tratam o termo sustentabilidade em relação às pessoas, alguns autores atribuem uma conotação de preocupação com a sociedade, é o caso de Cavalcanti (1995) que atribui à sustentabilidade a possibilidade de manter ou superar as condições de vida para um grupo atual e seus sucessores em um ecossistema. A cultura também influencia no conceito de sustentabilidade, principalmente a cultura de consumo que foi considerada como um dos motivos do crescimento dos problemas ambientais, nesse sentido, o estilo de vida de países Norte Americanos começaram a ser apontados como responsáveis pelo uso de recursos naturais e poluição do planeta. (PORTILHO, 2005).

2.2.3 Sustentabilidade relacionada à questão econômica

A capacidade de produção, gestão dos processos, avaliações de resultados, distribuição, gerenciamento de riscos e utilização das riquezas produzidas indicam como as empresas se encontram e esse controle se torna uma sustentabilidade econômica. Definir limitações nas possibilidades de crescimento e uma definição no conjunto de iniciativas, que levem em conta participantes, é uma definição de sustentabilidade dita por Floriani (2005) e Boff (2002).

A abordagem de Elkington (1998) sobre o termo econômico é quando expõe o *Triple Bottom Line*, que tem como tripé a sustentabilidade ambiental, econômica e social. Segundo Dias (2011) a sustentabilidade econômica é garantir que o fluxo de caixa, em qualquer momento, seja suficiente para assegurar a liquidez da organização. Logo, o controle interno na organização é fundamental para sua sustentabilidade econômica reforçando, também, um sentimento de responsabilização e de constituição de valores éticos, pois os controles internos existentes contribuem evitando descontinuidade de convênios, aumentando o potencial informativo, fraudes e falhas enfatizado por Pereira (2009).

A dimensão econômica é destacada, também, por Bhinge *et al* (2015) quando aborda em seu conceito a cadeia de fornecimento global, levando para as questões empresarial e desenvolvimento.

2.2.4 Triple Bottom-Line

Um conceito central bastante difundido por Elkington (1998) para ajudar a operacionalizar a abordagem de sustentabilidade, é o *triple bottom-line*, onde o desempenho da sustentabilidade é avaliado nas dimensões ambiental, econômica e social. Essa perspectiva da sustentabilidade é, às vezes, apresentado na literatura por utilizar *planet*, *people*, e *profit* como as principais características da sustentabilidade (SHRIVASTAVA, 1995; HOLLIDAY, 2001;

SALZMANN; IONESCU-SOMERS; STEGER, 2005; ASIF *et al.*, 2011), apesar de alguns autores disputarem se esses 3P's realmente abrange o mesmo terreno do *triple bottom-line* (MCELROY; VAN ENGELLEN, 2012).

O conceito *Triple bottom-line* sugere que as empresas não só precisam se engajar no comportamento social e ambientalmente responsável, mas, também, que lucros possam ser adquiridos no processo. Numerosos trabalhos têm elogiado o modelo *Triple bottom-line*, alguns poucos têm criticado.

Segundo Elkington (1998) o quadro *Triple bottom-line* é a chave do conceito da sustentabilidade, pois promove a qualidade ambiental e a justiça social, que é o elemento que a parte financeira preferia esquecer, em vez da exclusiva prosperidade econômica. Esse conceito tem sido popularizado com a abordagem nos três pilares, que tem um importante efeito no conceito de capital. Elkington (1998) concluiu que o conceito de capital econômico precisará absorver uma gama de conceitos, tal como capital natural e o capital social.

O termo *triple bottom line* é uma consultoria de negócios sustentáveis e, geralmente, é atribuído a John Elkington, o co-fundador e presidente da sustentabilidade (BROWN *et al.*, 2006; ELKINGTON, 1998). Essas dimensões deveriam ser tratadas diferentemente, mas eventualmente integrados (BROWN *et al.*, 2006). Sustentabilidade pode ser alcançada por um ligamento sistêmico em um sistema sócio-econômico-ambiental e não por um simples componente (WANG; LIN, 2007).

2.3 RESPONSABILIDADE SOCIOAMBIENTAL

Para que as instâncias, sejam elas públicas e privadas, promovam o bem-estar social ao mesmo tempo permitindo uma manutenção constante dos recursos naturais para as próximas gerações, tem-se como principal justificativa o desenvolvimento sustentável. Contudo, a responsabilidade social teve início no começo do século XX nos EUA (CALIXTO, 2009). A responsabilidade social insinua um compromisso com a humanidade, ou seja, respeitando a dignidade, a justiça e os direitos humanos; e com o planeta, admitindo uma responsabilidade e um comprometimento com a sustentabilidade (PASSOS, 2004).

Em resumo, a responsabilidade social e ambiental pode ser correlacionada com o conceito de efetividade, onde está relacionada com a satisfação da sociedade que diz respeito ao atendimento dos seus requisitos econômicos, culturais e sociais. Logo, as organizações existem em função das necessidades sociais e de um bom relacionamento com a sociedade, com isso, para o seu desenvolvimento (OLIVEIRA; MATOS; CASTRO, 2017). Neto de Melo e Froes

(2001) são refletidos alguns parâmetros para importantes decisões, onde esses parâmetros tratam de um desenvolvimento sustentável trazendo uma relação de qualidade com a comunidade e uma definição de uma gestão ambiental eficiente.

Levando em conta, também, o conceito de Santilli (2005), ele considera que políticas socioambientais são políticas públicas que tem sua motivação nos princípios do socioambientalismo com objetivo de atender, simultaneamente, aos problemas sociais, ambientais, econômicos, tecnológicos e culturais da sociedade. A partir disso, alguns critérios podem ser contemplados, como por exemplo, energia elétrica, para que todas as pessoas possam ser beneficiadas; coleta de lixo; saneamento básico; suprimento de água e condições adequadas de moradia.

2.4 MCDM

Multicriteria Decision Analysis (MCDA), ou *Multi Criteria Decision Making* (MCDM) é uma ferramenta de tomada de decisão com o objetivo de apoiar os tomadores de decisão que enfrentam numerosas avaliações conflitantes. Ele apareceu em 1960 para destacar esses conflitos e prover uma maneira de se empenhar em um processo transparente. O método MDCA tem sido desenvolvido para fazer escolhas mais explícitas, racionais e eficientes, com o intuito de melhorar a qualidade das decisões envolvendo múltiplos critérios.

A análise de decisão foi definida por Fernandez e Navarro (2011) e afirma que o MCDA é um procedimento lógico para equilibrar os fatores que influenciam uma decisão agregando incertezas, valores e preferências em uma estrutura básica de modelagem. Contudo, o fator racionalidade, inerente ao processo de tomada de decisão, pode ser descrito como divisão e conquista, uma vez que problemas complexos podem ser decompostos em problemas simples e cada problema é analisado de forma separada, antes que todas elas estejam vinculadas, resultando em um programa de ação para a resolução de problemas complexos (RAIFFA, 1968).

Segundo Keeney e Raiffa (1993), além de avaliar quantitativamente o processo de tomada de decisão, o MCDA pode ser indicado como um método ideal de ordenação de um conjunto de opções alternativas com base no grau para o qual são alcançados vários objetivos diferentes. A avaliação multicritério permite que os decisores realizem suas escolhas por meio da organização e sintetize informações de natureza complexa e conflitante, de modo a aumentar a compreensão do problema, objetivos e dos valores encarados (BELTON; STEWART, 2002).

Segundo Angelis e Kanavos (2017), o MCDM é útil pois mensura e integra os objetivos ao mesmo tempo em que gerencia a subjetividade de forma transparente.

O MCDM é um conjunto de técnicas para auxiliar o agente decisor, seja ele um indivíduo, grupo ou comitê de especialistas ou líderes, para fazer decisões sobre problema complexo, avaliando e escolhendo alternativas para ordená-las de acordo com diferentes critérios e pontos de vista (GOMES; GOMES, 2000). Para Keeney e Raiffa (1993) a solução da decisão da vida real requer levar em consideração diferentes pontos de vista. Os modelos baseados em decisão multicritério são recomendados para problemas onde há muitas avaliações de critérios a se considerar. Assim, define-se MCDM como um conjunto de técnicas para o qual são designados a procurar por um número de alternativas dentro de múltiplos critérios e objetivos conflitantes.

Os métodos de multicritério podem ser agrupados de acordo com três principais abordagens em relação aos princípios das preferências de modelagens, sendo elas de critério único de síntese, sobreclassificação e métodos iterativos.

Em critério único de síntese, tem-se a reunião de diferentes pontos de vistas dentro de uma função única de síntese, que pode ser subsequentemente otimizado, implicando na condição da função de agregação e na construção do modelo. Alguns métodos de decisão de multicritério fazem parte dessa abordagem, como o *Multi-Attribute Utility Theory* (MAUT), método aditivo, dentre outros (VINCKE, 1992).

Os métodos de sobreclassificação apoiam a construção das relações das preferências dos decisores. A família *Elimination et Choix Traduisant la Réalité* (ELECTRE) e *Preference Ranking Organization Method for Enrichment of Evaluations* (PROMMETH) são alguns dos modelos que trabalham com essa abordagem. Geralmente, esse método é utilizado para selecionar um subconjunto de um conjunto finito de alternativas ou para ordená-los.

Os métodos convencionais não permitem a compensação ilimitada de "grandes desvantagens" e, além disso, levam em conta o fato de que pequenas diferenças entre as avaliações das alternativas nem sempre são significativas (GOMES; LIMA, 1992; GOMES; GOMES; MARANHÃO, 2010). Geralmente, os métodos de Sobreclassificação são caracterizados em 3 principais tipos de problemáticas (VINCKE, 1992):

- Problemática de escolha;
- Problemática de ordenamento;
- Problemática de classificação.

Quanto aos métodos interativos, tem-se o uso de uma abordagem de tentativa e erro e sua estrutura aborda programação matemática multiobjetivo. Os métodos contínuos também são chamados de métodos de otimização multicritério e envolvem modelos de otimização matemática para problemas que levam mais do que uma função objetivo. Essa abordagem não propõe fornecer aos decisores uma solução para o seu problema, mas sim, escolhe uma única verdade representada pela ação selecionada.

2.5 MÉTODO DE SOBRECLASSIFICAÇÃO

Os métodos que usam abordagens com lógica não-compensatória constroem relações entre pares de alternativas (COSTA, 2016). Essas relações podem ser de preferência ou de sobreclassificação. Métodos de sobreclassificação são amplamente usados no contexto MCDM (ZOPOUNIDIS; DOUMPOS, 2002). Esses métodos determinam quais são preferíveis comparando sistematicamente as alternativas para cada critério. Roy (1990) argumenta que todos os métodos de sobreclassificação permitem a incomparabilidade e a intransitividade das preferências, além disso, possibilitam o uso de informação de valor incompleto, tal como julgamentos em escala de mensuração ordinal e priorização parcial.

De fato, uma vantagem importante dos métodos de sobreclassificação é a sua habilidade de levar em consideração as escalas ordinais sem converter as escalas originais em abstratas com uma faixa arbitrária imposta (MARTEL; ROY, 2006) e ao mesmo tempo manter o significado verbal original (GRECO; MATARAZZO; SLOWINSKI, 2001). Uma segunda vantagem dos métodos de sobreclassificação é que seus limiares podem ser considerados ao modelar (HATAMI-MARBINI; TAVANA, 2011).

Chen (2014) afirma que, de acordo com as preferências do tomador de decisão entre os critérios e o desempenho das alternativas com relação aos critérios, o modelo de sobreclassificação estabelece uma sobreclassificação, definido por uma relação binária do conjunto de alternativas. A metodologia determina um conjunto de *rankings* de preferências que melhor satisfaça certas medidas de concordância e discordância.

2.5.1 PROMETHEE

O método *Preference Ranking Organization Method for Enrichment Evaluations* (PROMETHEE) teve sua inicialização nos anos 80 por Brans e Mareschal (2005). Sua aplicação, que é utilizando uma relação de sobreclassificação, serve para apoiar o tomador de decisão na resolução de problemas que envolvem multicritérios, onde essa relação se baseia em

uma sobreclassificação das alternativas do problema em questão, definindo a estrutura de preferência.

Seja considerado um conjunto de alternativas A , onde $A = [a_1, a_2, \dots, a_n]$ e um conjunto de critérios $G = [g_1, g_2, \dots, g_s]$, em que s seja um conjunto de critérios reais. A partir disso, é suposto que os s critérios tenham que ser maximizados, trazendo um resultado ótimo, salientando que a minimização dos critérios é equivalente ao oposto da maximização. Segundo Brans e Mareschal (2005) o tomador de decisão irá, para cada critério g_k , avaliar a preferência de uma alternativa a_i sobre uma alternativa a_j tendo como base a diferença de sua avaliação em g_k .

Logo,

$$d_k(a_i, a_j) = g_k(a_i) - g_k(a_j) \quad (2.1)$$

Essa diferença (d_k) permite ao decisor quantificar o quanto a alternativa a_i é melhor que a alternativa a_j para um dado critério. A partir disso, usa-se uma Função preferência para modificar os valores em graus de preferência. Essa função é dada por $F(a_i, a_j) = F[d_k(a_i, a_j)]$, onde $0 \leq F[d_k(a_i, a_j)] \leq 1$. Depois que a sobreclassificação for realizada entre as alternativas, então, se define o grau de preferência que é denotada por (BRANS; MARESCHAL, 2005):

$$\pi(a_i, a_j) = \sum_{k=1}^q F(a_i, a_j) \cdot w_k \quad (2.2)$$

Onde w_k é considerado o peso correspondente a cada critério g_k , em que se assume $\sum_{k=1}^q w_k = 1$ e $w_k \geq 0$. A função preferência pode ser determinada de acordo com a utilização dos limiares de preferência (p_k) e indiferença (q_k), podendo assumir seis tipos de função preferência conforme a Tabela 1. Cada um desses seis tipos trata de uma ação que o tomador de decisão pode fazer na comparação das alternativas para cada critério (SARRAZIN; SMET; ROSENFELD, 2018; BRANS; MARESCHAL, 2005). Para finalizar a aplicação do método PROMETHEE é feito o cálculo dos fluxos de sobreclassificação de cada ação.

Sarrazin, Smet e Rosenfeld (2018) afirmam que os fluxos quantificam simultaneamente como as ações a_j são preferidas, em média, para um a_i , representando o fluxo entrada ϕ^- , e como uma ação a_i é preferida, em média, para todas as ações restantes a_j do conjunto A , que representa o fluxo saída ϕ^+ . O cálculo dos fluxos para o PROMETHEE I é feito por:

$$\phi^-(a_i) = \frac{1}{n-1} \sum_{a_j \in A} \pi(a_j, a_i) \quad (2.3)$$

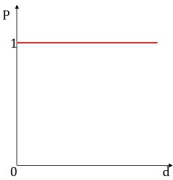
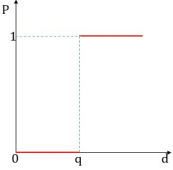
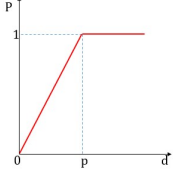
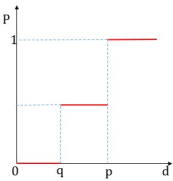
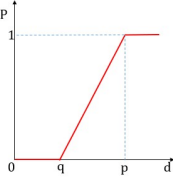
$$\phi^+(a_i) = \frac{1}{n-1} \sum_{a_j \in A} \pi(a_i, a_j) \quad (2.4)$$

Já o PROMETHEE II se faz a diferença dos fluxos de saída e entrada para encontrar o fluxo líquido (ϕ). O cálculo é dado por:

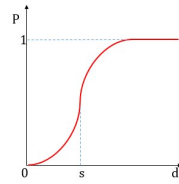
$$\phi(a_i) = \phi^+(a_i) - \phi^-(a_i) \quad (2.5)$$

O fluxo de sobreclassificação líquido terá valores entre $[-1, 1]$ permitindo um ordenamento das alternativas (SARRAZIN; SMET; ROSENFELD, 2018).

Tabela 1 - Funções de Preferências PROMETHEE

Tipo da Função	Forma de Avaliação	Parâmetros
Tipo 1 – Critério Usual 	$F(d) = \begin{cases} 0 & d \leq 0 \\ 1 & d > 0 \end{cases}$	-
Tipo 2 – Quase Critério 	$F(d) = \begin{cases} 0 & d \leq q \\ 1 & d > q \end{cases}$	Q
Tipo 3 – Limiar de Preferência 	$F(d) = \begin{cases} 0, & d \leq 0 \\ \frac{d}{p}, & 0 \leq d \leq p \\ 1, & d > p \end{cases}$	P
Tipo 4 – Pseudo Critério 	$F(d) = \begin{cases} 0, & d \leq q \\ \frac{1}{2}, & q < d \leq p \\ 1, & d > p \end{cases}$	p, q
Tipo 5 – Área de Indiferença 	$F(d) = \begin{cases} 0, & d \leq q \\ \frac{d-q}{p-q}, & q < d \leq p \\ 1, & d > p \end{cases}$	p, q

Tipo 6 – Critério gaussiano



$$F(d) = \begin{cases} 0, & d \leq 0 \\ 1 - e^{-\frac{d^2}{2s^2}}, & d > 0 \end{cases} \quad S$$

Fonte: Adaptado de Brans e Mareschal (2005)

2.5.1.1 Flowsort

O método *Flowsort* foi desenvolvido por Nemery e Lamboray para a resolução de problemas multicritério envolvendo a problemática de classificação (NEMERY; LAMBORAY, 2007). Esse método, se baseando nos fluxos de saída e de entrada, permite que o tomador de decisão consiga classificar as alternativas dentro de categorias, onde essas categorias não se alteram durante o processo e são definidas a priori (SARRAZIN; SMET; ROSENFELD, 2018).

No método *Flowsort* considera um conjunto de categorias para o qual as ações são completamente ordenadas, onde a categoria C_i é preferível a C_{i+1} . Essas ações são atribuídas a M categorias, tal que $M = \{C_1, C_2, \dots, C_M\}$. Segundo Nemery e Lamboray (2007), essas categorias podem ser determinadas por dois perfis limitantes ou por um perfil central. Quando se é determinado por dois perfis limitantes define-se a categoria por um perfil superior ou inferior caracterizado por, respectivamente, r_i e r_{i+1} , onde R é o conjunto dos perfis limitante representado por $R = \{r_1, r_2, \dots, r_M\}$.

Outra maneira é utilizando o perfil central para definir cada categorias e Sarrazin, Smet e Rosenfeld (2018) enfatizam que os perfis de referências representam os elementos das categorias onde pertencem e devem respeitar o princípio da dominância, logo, o perfil central de C_i é r_i , onde domina o perfil central de C_{i+1} que é r_{i+1} .

2.5.1.2 Aplicações do PROMETHEE

Na pesquisa desenvolvida por R, Ks e Saeid (2017), foi adotada a preferência linguística por facilitar o processo de classificação de alternativas, fazendo com que os decisores enfatizem fortemente a sua opinião. Eles separam em duas camadas, onde a primeira trata da agregação baseada em linguística, que agrega termos linguísticos diretamente sem fazer conversão, e, na segunda camada, um método de classificação chamado *intuitionistic fuzzy set based PROMETHEE*, que é uma extensão do PROMETHEE, sob o contexto intuitivo do conjunto

fuzzy, seguindo uma nova formulação em que considera a escolha pessoal dos decisores para cada alternativa. Uma das motivações diz respeito em não apenas obter uma alternativa adequada, mas, também, em satisfazer consistentemente o ponto de vista dos decisores. Sua aplicação foi testada usando um problema de seleção de fornecedores.

O PROMETHEE II forma uma ordem completa de um conjunto de alternativas a partir dos pesos dos critérios levando em consideração alguns parâmetros fornecidos por um tomador de decisão. O ordenamento tem certa estabilidade, onde pode ser avaliada pelo método *Weight Stability Intervals* (WSI), que se concentra em um critério de cada vez. Contudo, Doan e Smet (2017) analisaram como se redefiniria os pesos aplicando uma otimização inversa baseada em um *Mixed Integer Linear Programming* (MILP). A aplicação ocorre em dois estudos de caso, onde um dos estudos teve como base o melhor *ranking* dentre algumas cidades, sempre comparado com o WSI com MILP.

Há o modelo *Fuzzy* PROMETHEE (F- PROMETHEE) que tem como principal objetivo propor uma comparação entre dois conjuntos *fuzzy*. Com isso, Ozsahin *et al.* (2017) aplicaram o índice Yager para a comparação dos números *fuzzy*, em que esse índice foi obtido com o centro do peso da superfície da função associação que é utilizado para comparar os números *fuzzy*. A utilização de conjuntos *Fuzzy* dá capacidade ao tomador de decisão de definir o problema sob condições vagas, pois se torna difícil coletar dados que definam de forma fiel um problema, em condições reais, para se chegar a uma decisão ótima. A aplicação ocorreu em dispositivos de imagem de medicina nuclear.

Corrente, Figueira e Greco (2014) aplicaram o método PROMETHEE em conjunto com a *Stochastic Multicriteria Acceptability Analysis* (SMAA) com o intuito de explorar todo o conjunto de parâmetros compatíveis com alguns dos dados fornecidos pelo tomador de decisão. Sua aplicação é vasta, porém a integração do SMAA com o método PROMETHEE oferece uma oportunidade de obter recomendações abrangendo vários conjuntos de parâmetros que são compatíveis com a preferência dos tomadores de decisão e não considerando apenas uma dessas.

Há, também, um método desenvolvido por Araz e Ozkarahan (2007) baseado no método PROMETHEE, chamado PROMSORT. Para sua aplicação, eles utilizaram esse método para classificar fornecedores, se baseando em suas relações de preferência e selecionando para parceria tanto estratégica quanto competitiva.

2.6 TÉCNICA DE AGRUPAMENTO

Meyer e Olteanu (2013) declara que a técnica de agrupamento tem sido utilizada em vários campos, tais como: tecnologia da informação, psicologia, inteligência artificial, marketing e outros. Com isso, muitos algoritmos de agrupamentos foram desenvolvidos. No campo MCDA, os objetos se tornam alternativas de decisão a partir da perspectiva de uma ou muitas pessoas chamadas tomadores de decisão. Portanto, podemos distinguir três tipos de relações entre eles (VINCKE, 1992): indiferença, preferência estrita e incomparabilidade.

Segundo Rouba e Bahloul (2013), a técnica de agrupamento é o processo que classifica dados em grupos homogêneos chamados *clusters*, onde os objetos, em cada *cluster*, tem uma similaridade máxima entre si e dissimilaridade máxima com os objetos de outros *clusters*. Essa técnica também é estudada *data mining*, onde conjuntos de dados grandes com muitos atributos de diferentes tipos são considerados (PENG *et al.*, 2008).

Um *cluster* descrito pela maioria dos pesquisadores considera a homogeneidade interna e a separação externa. Em outras palavras, os padrões de um mesmo *cluster* devem ser análogos e a dissimilaridade deve ser examinada de forma clara e significativa.

Rokach (2009) sugeriu que a seleção do algoritmo de agrupamento pode ser considerada como um problema de tomada de decisão de múltiplos critérios e as suas técnicas podem ser usadas para selecionar o melhor método de conjunto para um problema em questão, pois a avaliação desses algoritmos envolve mais de um critério. A entropia, o índice de Dunn e o tempo de computação podem, também, ser modelados com um problema MCDM.

Há três tipos principais de métodos de validação de *cluster* (JAIN; MURTY; FLYNN, 1999): avaliação externa, examinação interna e teste relativo. Uma avaliação externa compara os rótulos de predição com os rótulos das classes atuais. A examinação interna julga os algoritmos de agrupamento de acordo com as estruturas dos *clusters* resultantes. Já o teste relativo leva em consideração as necessidades dos usuários (JAIN; DUBES, 1988).

A categorização do algoritmo de agrupamento, segundo Hancer e Karaboga (2017), pode ser dividido em 6 (seis) tipos, são eles: *Hierarchical approaches*; *Partitional approaches*; *Density-based approaches*; *Grid-based approaches*; *Model-based approaches*; e *prototype-based clustering*.

A categoria *Hierarchical approaches* trabalha com a hierarquização dos *clusters* mostrando em seu resultado um dendrograma, que é a relação que os *clusters* têm com cada um dos demais (LEUNG; ZHANG; XU, 2000). Hancer e Karaboga (2017) falam que dentro da categoria *Hierarchical approaches* há duas classificações chamadas método aglomerante e

divisivo. Essas abordagens podem trabalhar juntando *clusters* em *clusters* maiores, chamada *bottom up*, como também podem dividir *clusters* em *clusters* menores, chamada *top down*. Este processo continua até atingir o nível pré-definido ou qualquer outro critério de descisão. O processo de fusão e divisão é realizado de acordo com as distâncias métricas, que incluem *single-link* ou *the nearest neighbour* (SNEATH; SOKAL, 1973), *complete-link* ou *the nearest neighbour* (KING, 1967) e *average-link* (MURTAGH, 1984; WARD, 1963).

A categoria *Partitional approaches* é um processo de agrupamento particional de atribuição iterativa para *clusters* iminentes proporcionais a uma determinada função de critério, onde as instâncias são reatribuídas de um *cluster* para outro. É necessária uma busca exaustiva entre todas as partições possíveis para que um agrupamento particional satisfaça a otimização global (HANCER; KARABOGA, 2017). *Density-based approaches* divide com base na região de densidade, conectividade e limite, sendo que um *cluster* é representado pelo conjunto máximo de pontos conectados a densidade. Seu objetivo é descobrir *clusters* com forma arbitrária, que são geralmente não convexos.

O *Grid-based approaches* realiza o processo de agrupamento através de células ou grades ao invés de instâncias no conjunto de dados. O particionamento do espaço de dados ocorre em um número finito de células e onde há um conjunto máximo de pontos de densidade representando um *cluster*. A complexidade torna-se razoavelmente menor, porque o número de células é menor que o número de instâncias. Já o *Model-based approaches* tenta otimizar a adequação entre os dados fornecidos e alguns modelos matemáticos pré-definidos (ROKACH; MAIMON, 2005). Nesse campo, um método utilizado é a rede neural, em que os *clusters* baseados em agrupamentos de redes neurais têm a sua distinção por um neurônio ou protótipo.

2.6.1 *Prototype-based clustering*

O algoritmo *k-means* é incluso no *prototype-based clustering*, além dos agrupamentos *Learning Vector Quantization* (LVQ) e *mixture-of-Gaussian*. Zhao, Deng e Ngo (2018) afirmam que pela sua eficiência e simplicidade como, também, pelo seu desempenho estável em diferentes problemas, faz com que o *k-means* seja uma escolha popular. Por conta disso, faz com que seja amplamente adotado em aplicações distintas. O algoritmo tradicional do método *K-means*, segundo MacQueen (1967), pode ser descrito da seguinte forma (*apud* YU *et al.*, 2018):

- (1) São determinados aleatoriamente centroides caracterizando diferentes agrupamentos;

- (2) Cada objeto é atribuído, um por um, ao cluster com a distância mais curta entre o centroide;
- (3) O centroide é atualizado recalculando o centro de cada agrupamento apenas se baseando nos objetos de cada um;
- (4) Quando o novo centroide formado permanece com o mesmo valor obtido na iteração anterior, então resulta no agrupamento, caso contrário é repetido a partir do passo (2).

Para dividir a amostra em vários agrupamentos ele utiliza de cálculos de distâncias, por exemplo, o da similaridade. Tendo em vista isso, a principal função do método *k-means* é dividir e selecionar onde irá dividir os conjuntos de dados originais em múltiplos subconjuntos ótimos e selecionar o centro de agrupamento inicial em cada subconjunto (ZHANG; ZHANG; ZHANG, 2018). A distância utilizada em sua maioria é a distância Euclidiana, que é dada pela soma dos quadrados da distância entre os pontos em cada classe para o centro do agrupamento. O cálculo da função objetivo é dado por:

$$d_{ab} = \left[\sum_{j=1}^p (x_{aj} - x_{bj})^2 \right]^{1/2} \quad (2.6)$$

Onde, $p = 1, 2, \dots, j$;

x_{aj} = Valor da variável j para o indivíduo a ;

x_{bj} = Valor da variável j para o indivíduo b .

2.7 CRITÉRIO DE INFORMAÇÃO DE AKAIKE (AIC)

O critério de informação de Akaike (AIC) é um típico critério de informação, onde são usados para a seleção de modelos (AKAIKE, 1998). Sabe-se que o AIC tende a escolher modelos com um número relativamente grande de regressores ou modelos complicados na regressão linear (HURVICH; TSAI, 1989; FUJIKOSHI, 1997). Ele também tem sido utilizado na análise fatorial (BOZDOGAN, 1987) ou na modelagem de equações estruturais e na análise de estrutura de covariância.

Segundo Ogasawara (2016), o problema que motivou Akaike a criar o AIC foi um típico problema na análise fatorial exploratória, que é selecionar um número de fatores comuns. Tendo em vista isso, é conhecido que o AIC na análise fatorial exploratória tende a escolher um número relativamente excessivo de fatores comuns (ICHIKAWA, 1988). Com isso, nota-se que

o modelo de análise fatorial pode ser visto como um modelo de regressão linear multivariado, em que o(s) regressor(es) são fatores comuns latentes.

Esse critério foi proposto por Akaike seguindo um modelo linear, em que (AKAIKE, 2011):

$$z = h_0 + h_1x_1 + \dots + h_Nx_N + e \quad (2.7)$$

onde h_n representa as entradas, X_n representa os n parâmetros do modelo, e e representa o ruído do modelo e z representa a saída. Tendo em vista determinar a menor ordem ou o número de parâmetros independentes, Akaike propôs o seguinte critério para o modelo:

$$AIC = -2 \log L(\hat{X}_{ML}) + 2N \quad (2.8)$$

onde N representa o número de parâmetros independentes no modelo, $\hat{X}_{ML}$ representa a estimativa da máxima de verossimilhança dos valores dos parâmetros e $L(\hat{\varphi}_{ML})$ representa a função de verossimilhança sob $\hat{X}_{ML}$. Chang *et al.* (2018) afirmam que a fórmula é dividida em duas partes, a primeira beneficia o modelo com uma maior precisão de modelagem, $-2 \log L(\hat{X}_{ML})$, já a segunda parte é denotada por $2N$, onde beneficia o modelo com menos parâmetros.

Segundo Snipes e Taylor (2014) afirmam que o AIC é um método poderoso que é utilizado para determinar qual o melhor modelo para uma determinada ação. Uma vez esse modelo selecionado, o teste de hipótese nula tradicional pode ser utilizado no melhor modelo com o intuito de determinar a relação entre o resultado de interessado e as variáveis específicas. AIC é bastante usada nas ciências biológicas e nas ciências ambientais.

Há outro critério de informação chamado Critério de Informação Bayesiano (BIC) que é similar ao AIC, porém as suas penalidades são diferentes, sendo $2N$ para AIC e $\ln(n)N$ para BIC. A derivação do AIC pode ser na mesma estrutura do BIC, contudo foi utilizado o AIC, porque, na derivação do BIC, cada modelo eletivo tem uma probabilidade a priori de $\frac{1}{R}$, onde R é o número de modelos eletivos, porém, essa derivação é “não sensível”, pois é uma função decrescente em N (BURNHAM; ANDERSON, 2004). Vrieze (2012) afirma também, após um estudo de simulação, que, às vezes, o AIC seleciona um modelo melhor que o BIC, e isso ocorre por que o BIC, para um n finito, pode ter um risco considerável de eleger um modelo ruim do conjunto de eletivos. Logo, o risco de eleger um modelo ruim é minimizado com o AIC.

2.8 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO

O Capítulo 2 apresentou uma visão geral dos assuntos teóricos necessárias para o entendimento e desenvolvimento desta dissertação, incluindo uma abordagem sobre Políticas Públicas; Sustentabilidade, que trata das questões social, econômica e ambiental; Responsabilidade Socioambiental; MCDM, que compreende os métodos de sobreclassificação e suas aplicações; Técnica de agrupamento; e o Critério de Informação de Akaike. O próximo capítulo apresenta a caracterização do problema e uma proposta de avaliação socioambiental para uma determinada região.

3 AVALIAÇÃO SOCIOAMBIENTAL

A ausência de políticas públicas voltadas ao setor socioambiental traz condições não favoráveis a comunidade inserida. Logo, buscou-se aplicar estratégias de classificação, envolvendo um modelo de tomada de decisão e de agrupamentos, por meio de uma análise estatística para auxiliar na escolha das unidades que mais carecem de atenção.

A princípio foram abordados neste capítulo questões sobre a responsabilidade socioambiental. A extração dos dados teve como base o banco de dados do Censo 2010 do município de Recife, onde foram definidos critérios significativos à área. Desta forma, foram aplicados 3 (três) tipos de estratégias, com o intuito de identificar a sua agilidade nas implementações das ações de políticas públicas e cada uma foi realizada de forma independente.

Tendo feito as classificações, foram identificados e analisados quais locais carecem de problemas similares para uma implementação de ações de políticas públicas de forma mais eficaz, voltadas à questão socioambiental, de acordo com os parâmetros definidos no modelo e a agregação do conhecimento desenvolvida.

Os critérios foram: moradia improvisada; energia elétrica; coleta de lixo; abastecimento de água; moradia com banheiro; e saneamento básico, onde foram extraídos do Censo 2010 e considerados os mais relevantes à área socioambiental. Observa-se, portanto, que esses critérios influenciam na implementação de políticas públicas. Com isso, dentro do contexto definido, as melhores Regiões (alternativas), serão as que atenderem a esses critérios da melhor forma. As Regiões são localidades onde será feito uma análise socioambiental a partir da estruturação de um processo decisório.

Esses problemas influenciam na questão ambiental e, consequentemente, na questão social das pessoas que residem na região, pois nota-se que os centros urbanos se tornam responsáveis pelos vários problemas ambientais na atualidade. Cada critério é composto por 168 Regiões consideradas como alternativas. Com esses dados pôde se obter um comparativo mostrando qual metodologia mais representa as necessidades reais de uma determinada região a partir dos parâmetros definidos no modelo.

Desta forma, os agrupamentos são necessários para diminuir o conjunto de objetos no problema em questão e dividi-los em uma quantidade “x” de grupos para se conseguir uma melhor análise de dados presente em cada um dos agrupamentos, o que implica em um melhor estabelecimento da quantidade de agrupamentos.

As análises dos dados foram feitas segundo dois tipos de classificação, a nominal e ordinal. Apesar de, tanto a classificação nominal quanto a classificação ordinal, necessitarem de grupos predefinidos para a categorização das alternativas, a sua diferenciação acontece em relação a maneira como ocorre a definição dos grupos. Desta forma, a classificação nominal diz respeito ao caso em que os grupos são definidos de maneira nominal, ou seja, não segue uma ordem. Por outro lado, a classificação ordinal leva em consideração quando os grupos são determinados obedecendo a uma sequência (ZOPOUNIDIS; DOUMPOS, 2002). Há alguns tipos de classificação ordinal como, por exemplo, o ELECTRE TRI (MOUSSEAU; SLOWINSKI, 1998) e *Flowsort* (NEMERY; LAMBORAY, 2007). Como, também, de classificação nominal, por exemplo, o algoritmo *K-means* (MACQUEEN, 1967).

3.1 CARACTERIZAÇÃO DOS CRITÉRIOS

Os critérios abordados foram analisados e pré-definidos, sendo embasados na literatura para justificar a importância de sua utilização na estrutura do processo decisório. Contudo, vale ressaltar que a definição dos critérios pode variar dependendo da região e/ou contexto que estejam inseridos.

3.1.1 Moradia improvisada

Os problemas socioambientais afetam tanto o espaço físico quanto a saúde pública, como pode ser percebido nas moradias improvisadas, onde as pessoas estão sujeitas a epidemias e doenças provocados pela má ventilação e pela alta taxa de umidade, como também pelos esgotos e efluentes que correm a céu aberto. Essa realidade ocorre por falta de oportunidade de emprego e habitações dignas, causando um impacto na área social da região e, por consequência, acaba afetando a área ambiental (GROSTEIN, 2001).

Morato *et al.* (2005) afirmam que nenhum grupo social, sejam de classe ou étnicos, carregue uma parcela desproporcional das consequências ambientais negativas de operações econômicas, de políticas de programas federais, estaduais e regionais, bem como resultantes da ausência ou omissão de tais políticas.

3.1.2 Saneamento básico

Entre os impactos ambientais têm os problemas referentes ao saneamento básico refletem diretamente na qualidade de vida das populações urbanas. Segundo Barroso (2007) entende-se como saneamento um conjunto de ações integradas que envolvem as diferentes fases do ciclo

da água e compreende, também, a captação ou derivação da água, seu tratamento, adução e distribuição, concluindo com o esgotamento sanitário e a efusão industrial.

A esfera que envolve o saneamento surge como um dos pontos mais suscetíveis relacionado com a crise ambiental, pois interfere diretamente no espaço da cidade e na dinâmica dos territórios urbanos, principalmente nas áreas mais pobres, cuja situação é das mais graves. Logo, o saneamento básico abrange um conjunto de ações que o homem constitui para manter ou alterar o ambiente, no sentido de controlar doenças, promovendo saúde, conforto e bem-estar (DE SOUZA, 2002).

3.1.3 Abastecimento de água

Costa (2001) assegura que o consumo hídrico do planeta vem aumentando à medida que os corpos de água se tornam cada vez mais inapropriados para o consumo por causa da degradação ambiental. Desta forma, Heller e Pádua (2010) afirmam que duas parcelas do conjunto de usos de água devem ser minimizadas que são as perdas e os desperdícios. Tendo em vista isso, as obras de abastecimento de água exigem planejamento de médio e longo prazos, fato que gera conflitos com os interesses políticos de curto prazo (MENDONÇA; LEITÃO, 2009).

Rebouças *et al.* (2006) enfatizam que o problema no Brasil não é água, mas um padrão cultural voltado para a ética, assim como também é preciso que haja um melhoramento da eficiência de desempenho político por parte dos governos, das ações públicas e privadas, promotoras do desenvolvimento econômico, e da água doce, em particular.

3.1.4 Moradia com banheiro

O histórico do uso do banheiro se mistura com os hábitos de higiene, de saúde e concepções morais, logo, torna-se um esforço social para se ter controle sobre a sujeira e para proporcionar a higiene e a saúde (DOUGLAS, 1990, VIGARELLO, 1996; BUENO, 2007). Contudo, alguns grupos sociais exibem deficiências aos bens básicos nas condições de moradia como, por exemplo, a ausência de banheiros, onde o estudo feito por Delabrida (2010) afirma que ainda há casas sem saneamento básico e sem banheiros. Essa ausência de banheiro impossibilita que parte da população se insira em algumas práticas de higiene pessoal como, também, no gerenciamento do impacto dos próprios dejetos no ambiente natural ou urbano.

Apesar de uma grande parte das casas possuírem banheiro, aquelas moradias que não tem banheiro se apresentam como fatores de risco pra toda população, porque as fezes não são

destinadas a locais apropriados, fazendo com que os afluentes sejam contaminados (BRASIL, 2014).

3.1.5 Energia elétrica

A energia elétrica, segundo da Silveira e Pfitscher (2013), é essencial para as atividades diárias do ser humano, tornando-se indispensável para a sua sobrevivência, pois com o passar dos anos e com as invenções tecnológicas, houve a dependência de tudo que ela pode proporcionar como a luz, o calor e a força. Logo, torna-se fundamental para a empresa evidenciar para o mercado informações com a efetiva colaboração para o desenvolvimento social e econômico, em que retrata a importância de divulgar de forma mais transparente as informações sociais e ambientais.

3.1.6 Coleta de lixo

Os resíduos sólidos gerados por centros urbanos, também conhecidos como lixo, representam uma preocupação ambiental em todo o mundo, principalmente nos grandes centros urbanos de países subdesenvolvidos. A geração de lixo, proporcional ao crescimento da população, acarreta uma maior demanda por serviços de coleta pública a esses resíduos e, caso não coletados e tratados de forma adequada, provocam efeitos diretos e indiretos na saúde, além da degradação ambiental (RÊGO; BARRETO; KILLINGER, 2002).

Rêgo, Barreto e Killinger (2002) declaram que o lixo é entendido como um problema quando atende a alguns fatores, como quando se encontra acumulado no ambiente e é capaz de provocar incômodos como poluição visual e/ou mau cheiro, quando serve como foco de animais, quando provoca doenças em crianças e adultos ou quando o poder para a solução do problema desloca-se da esfera individual para ser uma questão coletiva e/ou institucional.

Logo, percebe-se que a discussão sobre as possíveis soluções para o problema do lixo requer debates com a população, ultrapassando os limites de gabinetes governamentais e se aproximando cada vez mais da realidade local.

3.2 CLASSIFICAÇÃO POR AGRUPAMENTO NÃO-SUPERVISIONADO

A técnica de agrupamento tem como objetivo separar objetos em grupos, levando em consideração as características dos objetos de um determinado estudo. Para o seu desenvolvimento é utilizado, normalmente, uma função de dissimilaridade, onde irá receber os objetos como entrada e retornar as distâncias entre os mesmos, ou seja, os grupos são

determinados, apenas, por distâncias métricas. O algoritmo *K-means*, por exemplo, é uma técnica para agrupamentos, onde irá buscar minimizar a distância dos elementos a um conjunto feito de forma iterativa.

Ao considerar isso, foi aplicado a técnica de agrupamento não-supervisionado, mais precisamente o algoritmo *K-means*, para se verificar se os agrupamentos correspondem à realidade das Regiões estudadas. Essa análise é útil, pois faz uma redução da dimensão do conjunto de dados à informação do centro do agrupamento. Contudo, essa técnica, ao utilizar apenas distâncias métricas, pode formar agrupamentos dissimilares devido ao desvio padrão dos objetos inseridos, que podem ser discrepantes entre si e não representar uma determinada região, por exemplo.

Outro aspecto do algoritmo *K-means* diz respeito a não ordenação em seus agrupamentos, ou seja, a capacidade de enumerar todos os grupos formados e indicar o melhor conjunto, não é possível, logo os agrupamentos não são definidos de forma ordinal. Por causa disso, é necessário buscar uma ferramenta que desempenhe essa função para apoiar os agrupamentos definidos. Outra limitação do *K-means* é que o usuário já deve definir inicialmente a quantidade de grupos a serem organizados.

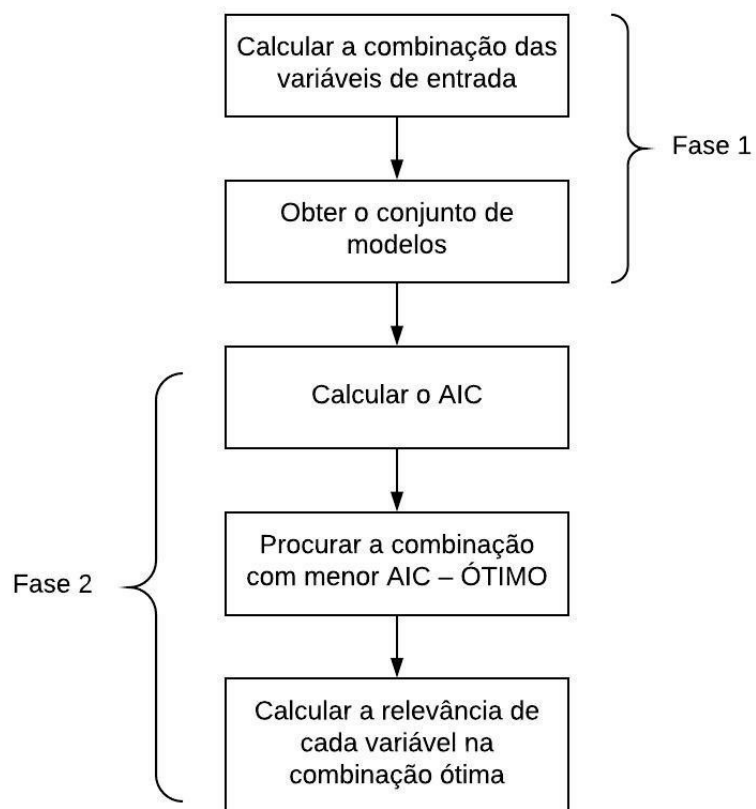
3.2.1 Definindo a quantidade de agrupamentos

Para a utilização da técnica de agrupamento não-supervisionado, chamada *k-means*, precisa-se definir a priori a quantidade de agrupamentos para que as análises possam ser realizadas. Essa técnica nos exige que seja mencionado antes uma quantidade de agrupamentos ideais e, para se obter essa informação, recorreremos a uma análise chamada Critério de Informação de Akaike (AIC).

Por ter diferentes números de parâmetros, utiliza-se o critério de informação para escolher modelos. O procedimento feito foi pelo *cluster Two-Step*, onde procura contrabalançar o aumento na probabilidade inserindo um termo de penalidade para cada um dos parâmetros. Nesse procedimento o usuário pode propor uma seleção automatizada sobre o número do agrupamento tendo como base qualquer critério de informação.

A seleção é feita em duas fases. Em sua primeira fase é obtido um conjunto de modelos que são eleitos, geralmente, pelo aprendizado de máxima verossimilhança. Já na segunda fase seleciona-se o modelo adequado a partir de algum critério de seleção como, por exemplo, o critério de informação de Akaike (AIC) (AKAIKE, 1974). A Figura 2 abaixo mostra uma representação.

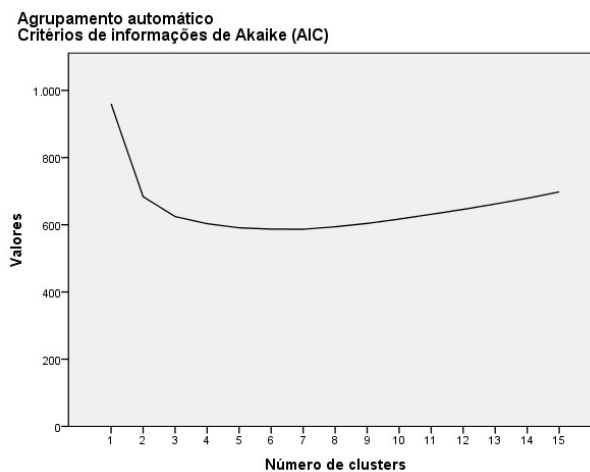
Figura 2 - Representação do AIC



Fonte: O autor (2018)

Na Figura 3 abaixo, percebe-se que o método de critério de informação Akaike informou que a melhor quantidade de agrupamento são de 6 (seis) grupos, tendo como base a quantidade de critérios e alternativas já mencionados, com o qual foi estimado uma qualidade relativa de modelos estatísticos para um conjunto de dados.

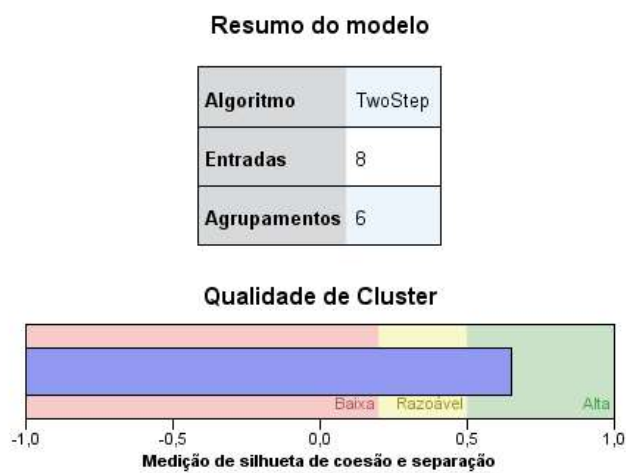
Figura 3 - Quantidade de Agrupamento Ideal



Fonte: O autor (2018)

A Figura 4 abaixo mostra a performance dos dados quando se utiliza 6 agrupamentos:

Figura 4 - Desempenho do modelo



Fonte: O autor (2018)

A Figura 4 mostra a quantidade de entrada, no caso os cr terios, e a medi  o da silhueta, em uma visualiza  o por uma r gua onde afirma que o grau de separa  o entre os agrupamentos est  alto com 6 grupos, o que refor a a qualidade da quantidade de agrupamento. A utiliza  o

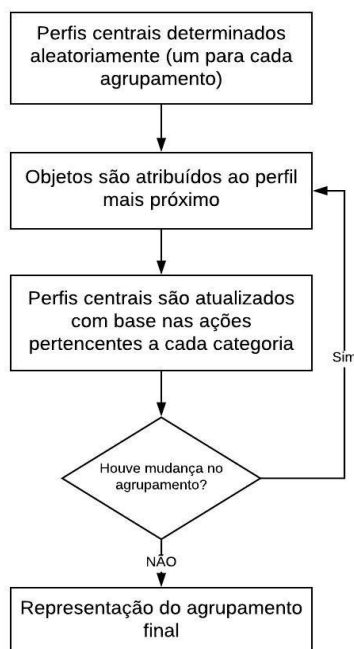
da análise de agrupamento pode ser feita com objetivos realistas ou construtivos (HENNIG, 2015). O intuito do agrupamento realista é encontrar agrupamentos reais inerentes aos dados. Já o agrupamento construtivo se torna relevante quando os grupos ocorrem independente da estrutura de *cluster* inerente estar presente (ADOLFSSON; ACKERMAN; BROWNSTEIN, 2018).

Por exemplo, a análise de agrupamento desse estudo é considerada como de objetivos realistas, pois irá procurar grupos reais nos dados. As análises feitas dos agrupamentos dos métodos a seguir foram para definir qual método proporciona uma melhor resposta que atende de forma eficaz ao que se está sendo examinado.

3.2.2 Aplicação da técnica *K-means*

A partir desse embasamento sobre a quantidade de grupos, foi aplicado a técnica de agrupamento não-supervisionado para se ter uma representação de como os objetos serão classificados, vale ressaltar que os agrupamentos formados por esse estilo de classificação não têm uma ordem de preferência, sendo necessário a utilização de um método multicritério para esse fim. A Figura 5 exemplifica como é o procedimento.

Figura 5 - Representação da técnica *K-means*



Fonte: Adaptado de Smet (2013)

Após realizado o procedimento a Tabela 2 abaixo mostra como ficaram atribuídos os objetos.

Tabela 2 - Número de casos em cada cluster

Cluster	
1	42
2	16
3	41
4	27
5	30
6	12
Válido	168
Ausente	,000

Fonte: O autor (2018)

Como observado na tabela acima, nota-se que nenhum caso deixou ser de atribuído e todos foram válidos, pois o critério de informação Akaike estima a informação relativa perdida por um modelo, onde o modelo terá uma melhor qualidade quando menos informação esse modelo perder. Cerca de 25% compõe o agrupamento 1; 9,52% compõe o agrupamento 2; 24,40% compõe o agrupamento 3; 16,07% compõe o agrupamento 4; 17,85% compõe o agrupamento 5; e 7,14% compõe o agrupamento 6.

Para iniciar o método de agrupamentos, cada critério das Regiões fornece valores para os centroides de forma aleatória, como na Tabela 3 abaixo.

Tabela 3 - Centros de cluster iniciais

	Cluster					
	1	2	3	4	5	6
Moradia improvisada	,0359	-1,0000	,0359	,0359	,0359	,0359
Energia elétrica	,0719	,0719	,0719	,0719	,0719	-,8802
Coleta de lixo	,2575	-,7006	,2575	-,7904	,2575	,2575
Abastecimento de água	,9102	-,2335	-,8922	-,9760	,6407	,2455
Moradia com banheiro	,1737	-,8563	,1737	,1737	,1737	-,9281
Saneamento básico	,4850	-,7485	-,1497	,4850	,4850	-,9281

Fonte: O autor (2018)

Os k-centroides recebem os valores iniciais nesse passo, onde esses centroides são gerados aleatoriamente, pois é importante colocar todos os pontos em um centroide para que o algoritmo possa dar início ao seu processamento.

Após os centroides serem gerados aleatoriamente irá ocorrer os cálculos da distância euclidiana entre cada ponto e os centroides. Essa etapa é a parte mais robusta, pois quando se tem, nesse passo, N pontos e k centroides, ocorrem os cálculos de N x k distâncias, gerando uma matriz de distância entre cada ponto e os centroides.

Em seguida, coloca-se cada ponto nas classes de acordo com a sua distância do centroide. Essa classificação faz com que o ponto pertença à classe pelo centroide mais próximo, logo, faz a primeira iteração do processo. A finalização do algoritmo ocorre quando nenhum ponto for alterado de classe. Para refinar os valores das coordenadas dos centroides, calcula-se os novos centroides para cada classe fazendo a média de cada de todos os pontos que pertencem a esta classe continuando as iterações.

A Tabela 4 abaixo mostra a quantidade de iterações que foram necessárias para a convergência.

Tabela 4 - Histórico de iteração^a

Iteração	Alteração em centros de cluster					
	1	2	3	4	5	6
1	,884	1,045	,679	1,101	,738	,773
2	,063	,196	,097	,326	,131	,095
3	,073	,081	,022	,074	,080	,116
4	,047	,000	,000	,000	,066	,000
5	,051	,095	,000	,000	,098	,000
6	,017	,000	,032	,000	,062	,000
7	,000	,000	,000	,000	,000	,000

a. Convergência alcançada devido a nenhuma ou pequena alteração em centros de cluster.

A mudança de coordenada absoluta máxima para qualquer centro é ,000. A iteração atual é 7. A distância mínima entre os centros iniciais é 2,189.

Fonte: O autor (2018)

Essa estabilidade foi atingida na 7ª iteração, ou seja, observa-se uma pequena mudança ou inexistência nos centros dos grupos. A Tabela 5 abaixo mostra os centros finais gerados depois das iterações.

Tabela 5 - Centros de cluster finais

	Cluster					
	1	2	3	4	5	6
Moradia improvisada	,0118	-,0288	-,0364	,0359	,0359	-,0494
Energia elétrica	,0487	,0719	,0222	,0719	,0366	-,5948
Coleta de lixo	,1953	-,6463	,0319	,2187	-,1012	-,1696
Abastecimento de água	,5562	-,3118	-,3775	-,4495	,3317	-,0589
Moradia com banheiro	,1289	-,6688	,1524	,1737	,0711	-,6482
Saneamento básico	,3283	-,6501	-,1753	,3990	,0864	-,7974

Fonte: O autor (2018)

Estes valores finais dos centros dos agrupamentos correspondem à média dos valores que pertencem ao grupo. As distâncias dos centros dos agrupamentos são mostradas na Tabela 6 abaixo.

Tabela 6 - Distâncias entre centros de cluster finais

Cluster	1	2	3	4	5	6
1		1,834	1,435	1,112	1,282	1,777
2	1,834		1,636	1,628	1,600	1,360
3	1,435	1,636		1,412	1,266	1,370
4	1,112	1,628	1,412		1,449	1,989
5	1,282	1,600	1,266	1,449		1,905
6	1,777	1,360	1,370	1,989	1,905	

Fonte: O autor (2018)

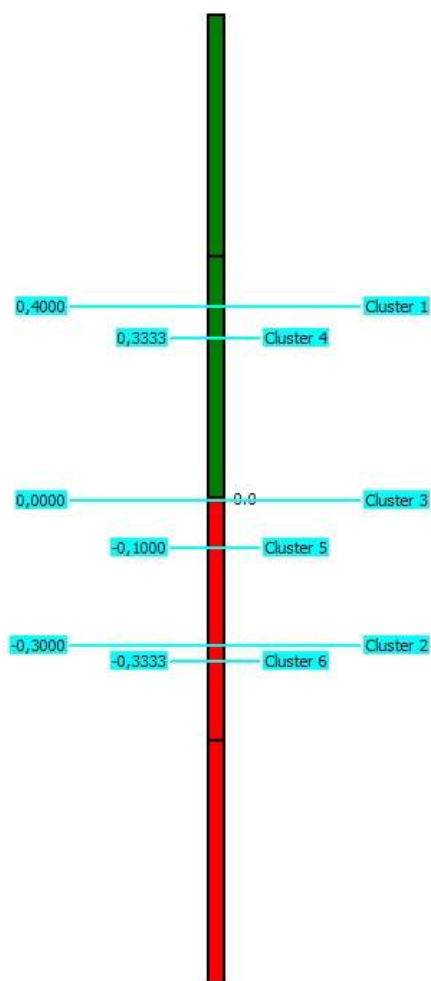
Como se pode perceber, a Tabela 6 acima é uma matriz simétrica, logo, a distância entre o caso 1 e o caso 2 é de 1,834 e a distância entre 2 e 3 é 1,636, por exemplo. O *software* apresenta apenas a primeira tabela do cálculo das distâncias. Conforme ocorrem os agrupamentos, novas distâncias são calculadas com base nessa matriz. Percebe-se, também, que o agrupamento 4 e o 6 são os mais distantes entre si, o que pode afirmar que são os mais diferentes.

3.2.3 Aplicação do método multicritério

Após fazer os agrupamentos aplicou-se a método multicritério PROMETHEE II, onde foi feito uma pré-ordem completa dos 6 agrupamentos em questão. Utilizou-se o critério usual, em que os parâmetros de indiferença e preferência são 0 (zero). Foram considerados os

agrupamentos como as alternativas e os critérios foram os mesmos já citados anteriormente. A Figura 6 abaixo mostra a ordem, do melhor para o pior, dos 6 agrupamentos.

Figura 6 - Ordem dos agrupamentos



Fonte: O autor (2018)

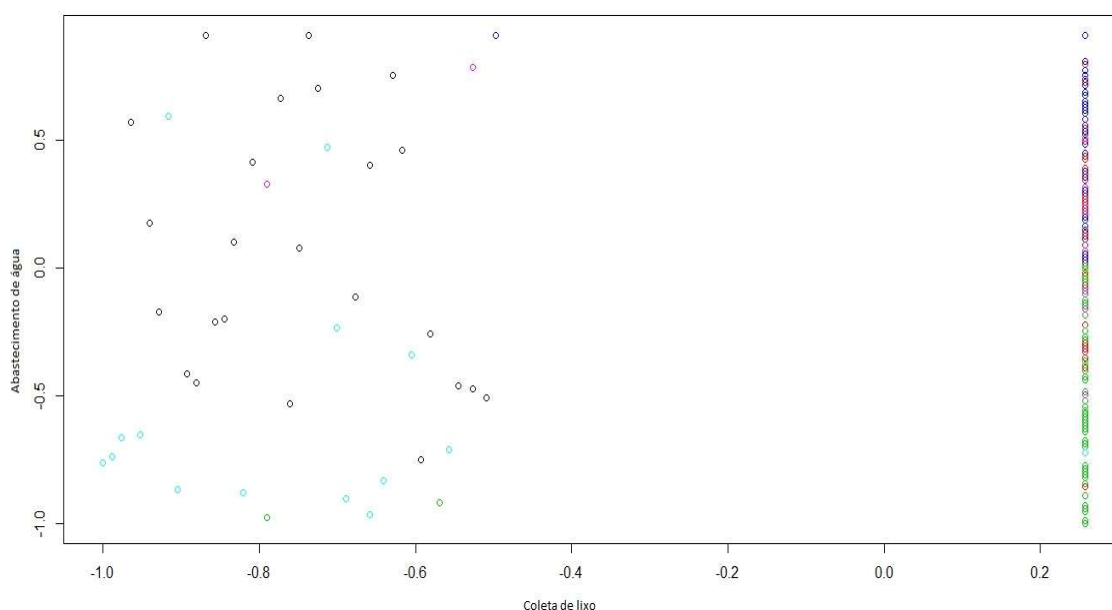
Como pode ser percebido na Figura 6 acima, o agrupamento 1 ficou como a melhor opção, pois os objetos contidos nesse agrupamento possuem maior influência nos critérios examinados, enquanto o agrupamento 6 ficou como a pior opção, pois dentre os objetos desse agrupamento verificou-se a menor influência entre os critérios examinados.

Percebe-se que o algoritmo *K-means* fornece uma classificação sem nenhuma pré-classificação existente, ou seja, sem supervisão humana, não exigindo do tomador de decisão, atribuindo a um grupo todos os objetos de forma automática, o que geralmente o faz atrativo

para grandes conjuntos de dados. Contudo, uma desvantagem do agrupamento não-supervisionado é que sempre os objetos são forçados a pertencer a um grupo definido, podendo formar grupos dissimilares por causa da discrepância do desvio padrão dos objetos inseridos.

Porém, uma análise que mostra que esse método não é adequado para essa aplicação é formando o gráfico de dispersão dos objetos estudados. A representação gráfica dos agrupamentos em relação aos critérios de abastecimento de água e coleta de lixo está demonstrada na Figura 7 abaixo.

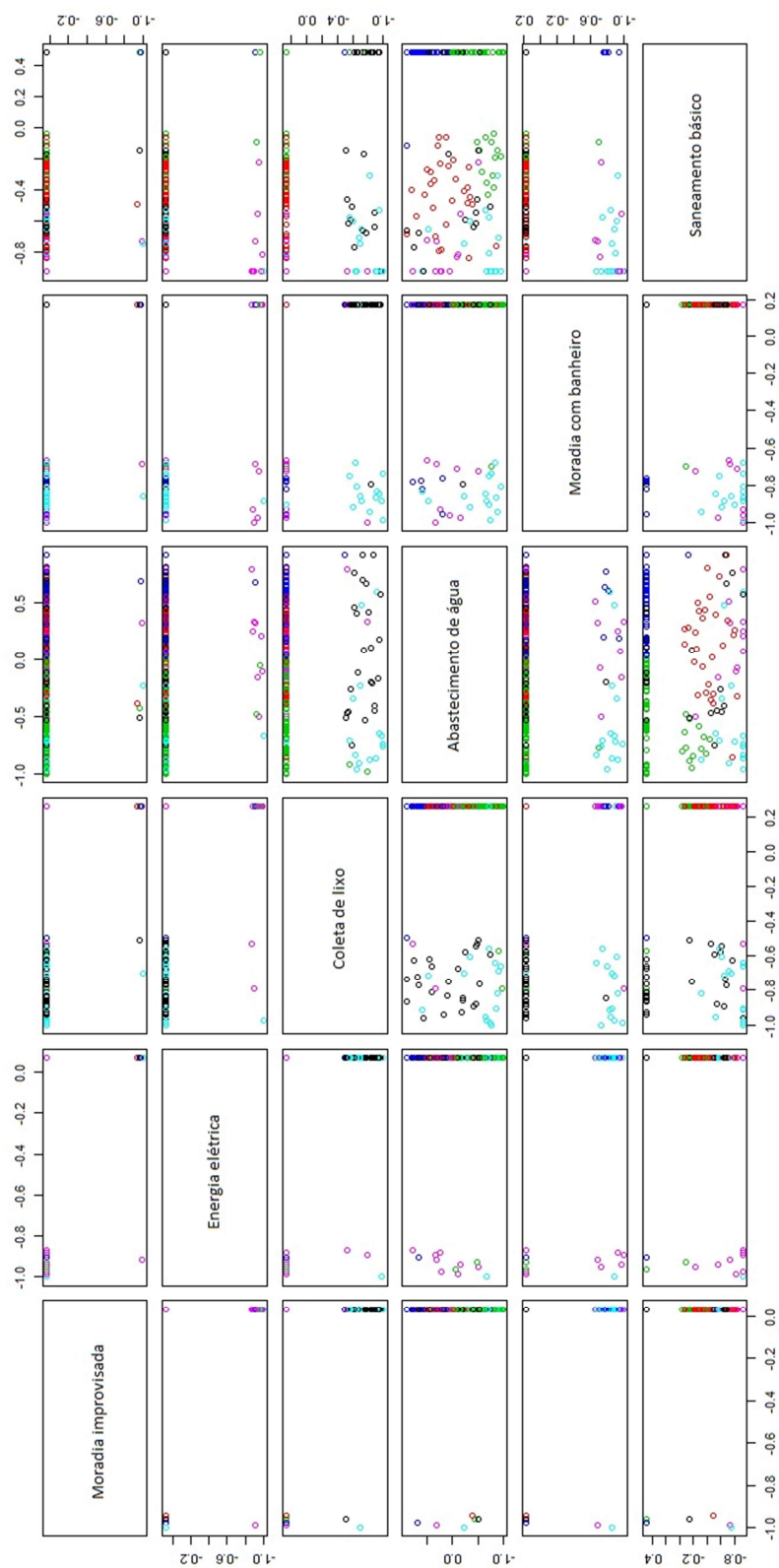
Figura 7 - Representação dos agrupamentos graficamente



Fonte: O autor (2018)

Percebe-se graficamente, na análise bivariada da Figura 7, que os objetos têm um comportamento onde não se definem grupos homogêneos, fazendo com que não precise recorrer a essa aplicação, pois a análise de agrupamentos torna-se interessante quando se verifica homogeneidade dos agrupamentos. A Figura 8 abaixo mostra a representação gráfica dos agrupamentos em uma análise bivariada de todos os critérios.

Figura 8 - Representação gráfica dos agrupamentos



Fonte: O autor (2018)

O comportamento dos agrupamentos se repetiu nas demais representações gráficas, onde foram analisados de forma bivariada abrangendo todos os critérios. Desta forma, a aplicação do método de agrupamento não-supervisionado para esses dados não é interessante por conta de um comportamento onde não se é definido grupos homogêneos.

3.3 CLASSIFICAÇÃO ORDINAL COM MÉTODO MULTICRITÉRIO

A abordagem da problemática de classificação em decisão multicritério tem a finalidade de classificar as alternativas em categorias pré-definidas. Sua aplicação foi realizada no conjunto de dados para se averiguar se a classificação satisfaz a realidade das Regiões em questão. Em seu desenvolvimento foi utilizado um método, que é uma extensão do PROMETHEE, chamado *Flowsort*, que trata da problemática de classificação. Sua aplicação é flexível, já que pode tanto ser utilizado levando em consideração perfis centrais ou perfis limitantes.

Nessa pesquisa, utilizou-se de perfis centrais para categorizar as alternativas. Como nessa aplicação as categorias são completamente ordenadas, então cada perfil domina seu próximo. O conceito principal do *Flowsort* é fazer com que uma ação a ser classificada seja comparada, apenas, aos perfis de referência por meio de um método de classificação. Para isso, foram definidos os perfis centrais para cada critério levantado e as alternativas foram comparadas com os mesmos. A atribuição da ação é inferida da sua posição relativa em relação apenas aos perfis de referência, nesse caso é o perfil central. O tipo de função utilizado foi o critério usual, ou seja, os limiares de preferência e indiferença foram 0 (zero).

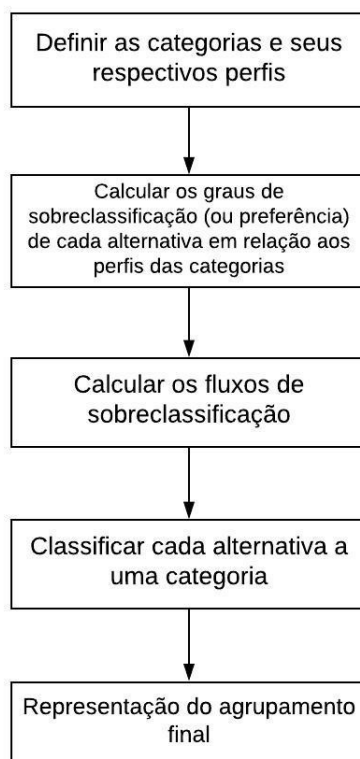
Contudo, no desenvolvimento de um modelo multicritério de classificação tem-se a necessidade de especificar valores para os diversos parâmetros preferenciais, o que tornam sua utilização muito difícil para os tomadores de decisão que não são familiarizados com a metodologia multicritério (ZOPOUNIDIS; DOUMPOS, 2002).

3.3.1 Aplicação da técnica *Flowsort*

Na aplicação do método multicritério chamada *Flowsort* foi abordado o mesmo banco de dados do IBGE 2010. Esse método, diferente do método de agrupamento não-supervisionado, utiliza parâmetros para classificar os objetos em grupo, onde, para não distinguir da quantidade de grupos utilizados nessa pesquisa, foram considerados 6 (seis) categorias, como foi feito na técnica *K-means*.

Contudo, antes de começar a classificação, tem que seleccionar o tipo de função que mais se adequa a tomada de decisão, representada na Tabela 1, definir os pesos, obter os valores de desempenho das alternativas em cada critério e calcular os graus de sobreclassificação e os fluxos, como também, definir os perfis centrais para que a atribuição das alternativas sejam realizadas. A Figura 9 abaixo mostra a representação de como é feita esta atribuição.

Figura 9 - Flowsort



Fonte: Adaptado de Nemery e Lamboray (2007)

Para começar a classificação, foram necessários considerar 6 categorias para não diferir da quantidade de grupos utilizados nessa pesquisa. Desta forma, foi definido perfis centrais que serão usados para o grau de sobreclassificação. A Tabela 7 abaixo mostra quais foram os perfis considerados.

Tabela 7 - Perfis centrais

	g1	g1	g1	g1	g1	g1
r1	0.0190800	99.96743230	99.4455468	83.38592822	99.854650	90.355828650
r2	0.0152640	79.97394584	79.5564375	66.70874258	79.883720	72.284662920
r3	0.0114480	59.98045938	59.6673281	50.03155693	59.912790	54.213497190
r4	0.0076320	39.98697292	39.7782187	33.35437129	39.941860	36.142331460
r5	0.0038160	19.99348646	19.8891094	16.67718564	19.970930	18.071165730
r6	0	0	0	0	0	0

Fonte: O autor (2018)

Desta maneira, a diferença da classificação multicritério em relação a técnica *K-means* é o fato de que, para cada critério, o valor dos perfis deve ser diferente de modo que um domine o outro. Caso haja perfis com valores iguais no mesmo critério não existirão classes. A ordem dos perfis foi definida na seguinte forma: $r_1 > r_2 > \dots > r_6$

Onde o r_1 é considerado o melhor perfil e o r_6 considerado o pior perfil, o que implica na ordem das classes, já que os perfis centrais (ou centroides) representam cada classe, por exemplo, r_1 é o centroide da classe 1. Após isto, calculam-se os fluxos de sobreclassificação para classificar cada alternativa a uma categoria de acordo com a sua posição em relação aos perfis de referência das categorias. Pode-se utilizar os fluxos de entrada, saída e/ou líquido, nessa pesquisa foi utilizado o fluxo líquido.

O tipo de função utilizado foi o critério usual, logo foram considerados os limiares de preferências e indiferença 0 (zero). A Tabela 8 abaixo mostra como ficou classificado as alternativas através da técnica do *Flowsort*.

Tabela 8 - Número de casos em cada classe

Perfis	Agrupamento
r1	119
r2	40
r3	9
Válido	168

Fonte: O autor (2018)

Como observado na tabela acima, nota-se que a maior parte dos objetos se encontram próximos ao perfil central r_1 , cerca de 70,83%, logo fazem parte da primeira classe e são considerados melhores que os demais, mostrando que os objetos dessa classe detêm de maior influência nos critérios examinados e atendem aos parâmetros do perfil para essa classe. Os

demais correspondem a 23,80% e 5,35% dos perfis r_2 e r_3 , respectivamente. Como se pode perceber, três categorias, r_4 , r_5 e r_6 , permaneceram 0 (zero), isso ocorreu, pois, as alternativas não atenderam aos parâmetros definidos para esses perfis.

Uma vantagem do uso do método *Flowsort* é maior controle do procedimento, por causa da predefinição das classes e da definição dos parâmetros para a categorização das alternativas. Contudo, uma desvantagem é a exaustiva comparação entre todas as alternativas com os perfis definidos para a categorização. O uso desse método é adequado a banco de dados com um número de informações pequena, porém, independente do seu número de informações, esse método irá classificá-lo de forma homogênea.

3.3.2 Análise de sensibilidade

A análise de sensibilidade é uma fase significativa na aplicação de qualquer proposta, pois sua contribuição contorna a falta de precisão na determinação dos parâmetros dos valores, fornece conhecimento sobre o problema e/ou, também, contribui para o aumento na confiança nos resultados obtidos (DIAS; COSTA; CLÍMACO, 1997).

Desta forma, há duas formas de realizar a análise de sensibilidade, através da avaliação isolada e conjunta. A avaliação isolada diz respeito à identificação do impacto do parâmetro analisado, já a avaliação conjunta pode ser feita de várias maneiras como, por exemplo, no percentual das mudanças ocorridas (ALMEIDA, 2013).

Assim, a análise de sensibilidade realizada visou a relação da variação dos pesos com intuito de avaliar as alterações dos resultados ocorridas em função do valor dessas variáveis. No que diz respeito aos pesos dos critérios, foram realizados dois cenários, onde no primeiro todos os pesos foram iguais a todos os critérios e no segundo houve uma variação priorizando o critério saneamento básico. Essa priorização do critério saneamento básico no segundo cenário foi estabelecida, pois a mesma trata de saúde pública, em que afeta o bem-estar da população local, por causa da proliferação de insetos e animais transmissores de doenças. A Tabela 9 abaixo mostra o resultado.

Tabela 9 - Análise de Sensibilidade

Cenário 1		Cenário 2	
Perfis	Agrupamento	Perfis	Agrupamento
r1	119	r1	123
r2	40	r2	32
r3	9	r3	11
r4	0	r4	2
r5	0	r5	0
r6	0	r6	0
Válido	168	Válido	168

Fonte: O autor (2018)

Conforme a tabela acima, se percebe que ao priorizar o critério saneamento básico levou a um aumento no perfil r_1 , sendo constatado que 123 Regiões foram classificadas com resultados satisfatórios nesse quesito, porém o perfil r_4 é preenchido, mostrando que duas regiões carecem de uma atenção maior quando se prioriza esse critério.

Logo, ao se realizar a análise de sensibilidade para o modelo estudado, constata-se que as Regiões fornecem informações sobre o problema, por meio da exposição das suas necessidades específicas. Essas mudanças eram esperadas quando priorizado o critério saneamento básico, pois as duas regiões constataavam uma insuficiência nessa área. Essa pesquisa, no entanto, utilizou o cenário 1 onde todos os critérios foram considerados com pesos iguais para uma tomada de decisão.

3.4 AGRUPAMENTO COM MULTICRITÉRIO

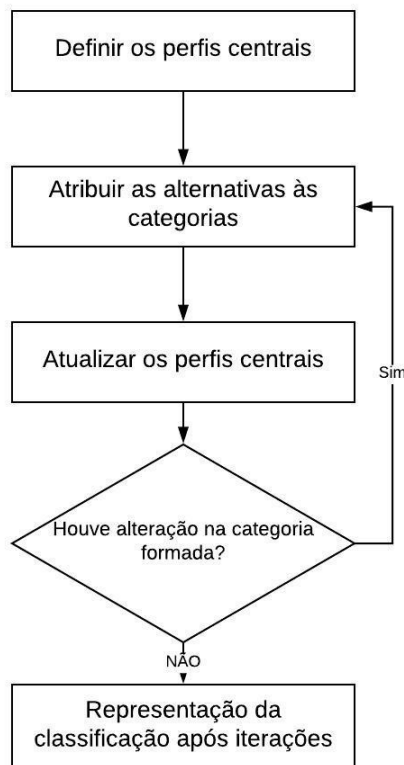
Essa abordagem irá tratar, também, do método de classificação *Flowsort*, porém a sua execução é feita se baseando no princípio de agrupamento do método não-supervisionado, mais precisamente do algoritmo *K-means*, onde será inserida iterações e, na sua classificação, levará em conta o tipo de função multicritério escolhido, não as distâncias métricas.

O procedimento de classificação utilizando parâmetros irá suprir a falha que pode ocorrer nos agrupamentos formados por distâncias métricas, onde alguns objetos apresentam um comportamento onde pode não se definir grupos homogêneos, impossibilitando a análise da classificação. Outro fato, também, é por conta do procedimento que envolve iterações que irá fazer a convergência dos resultados. A sua aplicação tem o intuito de verificar se a classificação realizada é homogênea para uma melhor tomada de decisão na aplicação de políticas públicas, tendo em vista a realidade da região.

3.4.1 Aplicação *Flowsort* inspirado no *K-means*

Esse método segue o mesmo princípio da técnica *k-means*, porém em vez de utilizar a distância para determinar onde o objeto deve ser classificado, ele irá utilizar o método *Flowsort* para essa função. Contudo, as regras de atribuição são completamente análogas às aquelas definidas no modelo *FlowSort* anteriormente. A Figura 10 abaixo mostra como foi realizado o procedimento. Para se chegar no resultado foram necessárias 5 (cinco) iterações, após isso os valores convergiram e não se modificaram.

Figura 10 - *Flowsort* feito por iterações



Fonte: Adaptado de Sarrazin, Smet e Rosenfeld (2018)

Como está representado acima, foram definidos os perfis para encontrar os fluxos e definir as alternativas, que são as Regiões, em categorias. Contudo, ao encontrar a classificação final, acha-se o perfil central a partir da classificação feita e, em seguida, repetirá o procedimento de atribuição de categorias até que a classificação atual seja a mesma que a

classificação anterior, ou seja, não tenha sido alterada. Neste caso, foram realizadas 5 (cinco) iterações para que o resultado convergisse.

A Tabela 10 abaixo mostra como ficou a classificação das Regiões, vale ressaltar que o tipo de função utilizada foi, também, o critério usual, logo foram considerados os limiares de preferências e indiferença 0 (zero).

Tabela 10 - Classificação Flowsort por iterações

Perfis	Agrupamento
r1	139
r2	23
r3	6
Válido	168

Fonte: O autor (2018)

Como observado na tabela acima, a maior parte das Regiões se encontram próximos ao perfil central r_1 após as iterações, cerca de 82,74%, logo fazem parte da primeira classe e são considerados melhores que os demais, mostrando que as Regiões dessa classe detêm de maior influência nos critérios examinados e atendem aos parâmetros do perfil para essa classe.

Os demais correspondem a 13,69% e 3,57% dos perfis r_2 e r_3 , respectivamente. Como se pode perceber, três categorias, r_4 , r_5 e r_6 , permaneceram 0 (zero), isso ocorreu, pois, as alternativas não atenderam aos parâmetros do perfil central. Essa aplicação se mostra ser homogêneas em um contexto de classificação, uma vez que segue as propriedades dos parâmetros estabelecidos.

Neste método, a entrada é uma agregação de conhecimento, ao contrário das distâncias métricas, e a sua saída não se limita apenas ao agrupamento dos elementos em K-grupos, mas também fornecendo uma ordenação desses grupos. Os resultados dessa aplicação mostram uma estabilidade e uma qualidade dos agrupamentos finais por causa do procedimento feito por iterações, o que o torna mais eficiente para aplicações com banco de dados extensos.

3.5 DISCUSSÃO

Nota-se que todos os métodos acima classificam objetos em categorias, sejam elas seguindo uma ordem ou não, porém algumas dessas classificações podem ser equivocadas em sua categorização. Ao utilizar metodologia não-supervisionada na formação agrupamentos estará implicando ao uso de distâncias métricas para esse fim, onde essas distâncias definem se

um objeto irá fazer parte de um determinado grupo ou não. Contudo, esses objetos podem não representar realmente o esperado por causa de uma ou mais variáveis que destoam das demais. Outro motivo é a ausência da figura do tomador na classificação.

Já a classificação feita através do método multicritério tem como base vários parâmetros para ocorrer a classificação, são eles os perfis centrais, o peso considerado na execução, dentre outros. Esses parâmetros auxiliam para que aconteça uma classificação de forma que exponha com clareza quais ações e qual é o conjunto de Regiões traz melhores condições e quais necessitam de uma atenção maior.

Os resultados das classificações foram comparados entre todos. Na comparação entre os dois primeiros métodos percebe-se que ficaram alocados de acordo com a Tabela 11 abaixo:

Tabela 11 - Comparação entre os dois primeiros casos

Perfis	Agrupamento	Cluster	Agrupamento	Ordem
r1	119	1	42	1 42
r2	40	2	16	4 27
r3	9	3	41	3 41
r4	0	4	27	5 30
r5	0	5	30	2 16
r6	0	6	12	6 12
Válido	168	Válido	168,000	Válido 168,000

(a) *Flowsort*

(b) *Algoritmo K-means*

Fonte: O autor (2018)

Na classificação da Tabela 11 (a) note que os perfis r_4 , r_5 e r_6 não estão preenchidos, o que pode acontecer naturalmente. Esse caso ocorre pelo fato de que nenhuma das alternativas foram ruins o bastante para pertencer nessas categorias. As regiões analisadas mostram uma certa similaridade, de acordo com os parâmetros definidos e os critérios analisados, para aplicações das ações de políticas públicas voltadas ao setor socioambiental e que a classe r_1 detém das melhores Regiões em relação as outras classes. O que não acontece na representação Tabela 11 (b).

Na classificação pela Tabela 11 (b) os grupos não informam uma ordem de preferência, os objetos são apenas classificados e todos tem que pertencer a uma classe, isso ocorre por causa do estilo de classificação que é feito apenas usando cálculos métricos, o que pode, ao final, não representar de forma apropriada as informações para uma tomada de decisão.

Contudo, como visto nos gráficos de dispersão, a aplicação desses dados pelo método *k-means* não é a recomendada, pois percebe-se que alguns objetos têm um comportamento onde não se definem grupos homogêneos, impossibilitando a análise da classificação entre eles. Logo, seria mais atraente caso se verificasse esse comportamento dos dados.

Os dois métodos seguintes foram distribuídos conforme mostrado na Tabela 12 abaixo.

Tabela 12 - Comparação entre o 2º e o 3º caso

Perfis	Agrupamento
r1	119
r2	40
r3	9
r4	0
r5	0
r6	0
Válido	168

(a) *Flowsort*

Perfis	Agrupamento
r1	139
r2	23
r3	6
r4	0
r5	0
r6	0
Válido	168

(b) *Flowsort inspirado no K-means*

Fonte: O autor (2018)

Na análise desses dois casos houve uma relativa variação na quantidade em relação aos agrupamentos considerados de melhor opção e aos considerados de pior opção. No caso representado na Tabela 12 (a), os grupos foram criados pelo método *Flowsort* puro sobre todas as Regiões (alternativas), onde afirma que 119 locais avaliados compõem a categoria de melhor resultado, logo essas Regiões detêm de melhores condições para a sociedade e o meio ambiente, porém não exclui o fato de necessitarem de políticas públicas; e 9 deles integram a categoria de pior resultado, afirmando que essas Regiões apresentam condições não favoráveis ao bem-estar social e ao meio ambiente, necessitando de ações de políticas públicas mais emergenciais.

Contudo, ao analisar o caso da Tabela 12 (b), onde os grupos foram criados pelo método *Flowsort* inspirado no algoritmo *K-means*, nota-se que a categoria considerada a melhor teve um acréscimo, sendo composto por 139 Regiões ao total, isso ocorreu por causa do seu estilo de classificação, onde, ao invés de utilizar distâncias métricas em suas iterações, ele utiliza do método *Flowsort* para esse procedimento, aumentando a sua estabilidade nos resultados, já que estes convergiram e, conseqüentemente, aumentaram a sua qualidade nos agrupamento, pois houve um controle sobre o procedimento por causa dos parâmetros definidos no modelo de decisão.

Ao analisar a última classificação, método *Flowsort* inspirado no procedimento do *k-means*, com o agrupamento resultante do *k-means* puro temos duas classificações distintas. Sua representação é mostrada na Tabela 13 abaixo.

Tabela 13 - Comparação entre o 1º e o 3º caso

Perfis	Agrupamento	Cluster	Agrupamento
r1	139	1	42
r2	23	2	16
r3	6	3	41
r4	0	4	27
r5	0	5	30
r6	0	6	12
Válido	168	Válido	168,000

(a) *Flowsort inspirado no K-means* (b) *Algoritmo K-means*

Fonte: O autor (2018)

Na Tabela 13 (a) as categorias formam classes da parte inferior até a parte superior. Sabe-se que as Regiões pertencentes à categoria 1 têm os melhores índices para os critérios. Por outro lado, as Regiões pertencentes à categoria 3 têm a qualidade mais baixa. Logo, há uma ordem clara nas diferentes categorias. Comparando com a Tabela 13 (b), onde teve a aplicação do algoritmo *k-means* tradicional nos mesmos dados, as atribuições obtidas não devem ser consideradas com um significado ordinal dos números, uma vez que sua classificação é nominal.

Neste caso, os grupos são construídos apenas com base na proximidade da alternativa. Como consequência, as categorias obtidas não têm significado claro quanto à otimização dos critérios subjacentes. A convergência dos resultados da Tabela 13 (a) foi mais rápida, onde foram necessárias apenas 5 iterações em relação às 7 da técnica *k-means*. As atribuições finais estão listadas em 139 regiões pertencentes à melhor categoria.

Observa-se que o método *Flowsort* inspirado no algoritmo *k-means* é mais adequada pelo fato do seu controle em cima das iterações ocorridas, onde podemos considerar esses agrupamentos homogêneos, pois seguem os parâmetros definidos no modelo pelo. Como foi percebido no decorrer desta pesquisa, a aplicação dos dados utilizando o algoritmo *k-means* puro não se torna atrativa por causa da homogeneidade que não há nos objetos analisados.

Percebe-se, também, que a aplicação do método *Flowsort* inspirado no algoritmo *k-means* melhora a estabilidade dos seus resultados quando comparado ao método *Flowsort* puro, já que, por sua vez, houve uma convergência dos mesmos.

A partir das classificações realizadas, a aplicação de políticas públicas nas regiões homogêneas pode agilizar na sua implementação e ajudar no desenvolvimento das regiões de forma sustentável. Uma solução para essa realidade é um programa chamado Zoneamento Ecológico Econômico (ZEE), esse programa tem como objetivo, segundo o decreto nº 4.297 (2002), viabilizar o desenvolvimento sustentável a partir da compatibilização do desenvolvimento socioeconômico com a proteção ambiental.

O ZEE contribui na racionalização do uso e na gestão do território, o que implica na redução das ações predatórias e assinalando as atividades que mais se adaptam as particularidades de cada região, com isso eleva eficiência dos planos, programas e políticas que acontecem sobre um território específico.

Os métodos que foram realizados nos dados do Censo 2010 se mostraram importantes para a proposição da metodologia para o apoio de ações no sentido de promoção socioambiental, tendo em vista que consegue expressar as necessidades das Regiões analisadas.

Nesse sentido, no que se refere ao uso do algoritmo *K-means*, nota-se que a sua execução, apesar de ser feita com distâncias métricas, traz uma estabilidade ao conjunto de dados aplicados, formando agrupamentos sólidos, porém a sua aplicação para esta pesquisa não é interessante, pois os dados são homogêneos.

Assim, visando “corrigir” esse equívoco, buscou-se o emprego dos cálculos de tomada de decisão capazes de fornecer um resultado nesse sentido. Dessa forma, buscou-se, tanto com o *Flowsort* puro quanto com o *Flowsort* inspirado no *K-means*, a realização da modelagem de decisão que pudesse propor soluções de promoção de ações que contemplassem o âmbito socioambiental para a cidade de Recife.

A partir disso, no estudo desenvolvido, observou-se que o uso do *Flowsort* tornou possível a exposição das necessidades das Regiões onde há a carência de ações de políticas públicas, contudo, essa aplicação exige um maior esforço cognitivo.

Por outro lado, o *Flowsort* inspirado no *K-means* se mostrou com um melhor desempenho na sua execução, quando comparado ao *K-means* puro, pois as suas iterações trazem uma estabilidade ao conjunto e homogeneidade no agrupamento, tornando possível a realização de ações voltados ao cunho socioambiental. Outro fato é a definição dos perfis de forma aleatória reduzindo o seu esforço cognitivo.

3.6 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO

O Capítulo 3 apresentou estilos de classificações de formas diferenciadas com as Regiões voltado à responsabilidade socioambiental, seu objetivo foi identificar qual classificação melhor representa as necessidades da região. A primeira técnica utilizada foi *k-means*, método não-supervisionado que trata apenas de distâncias métricas para formar agrupamentos não representando as necessidades das Regiões analisadas. Porém essa técnica não exige de esforço algum na classificação dos dados.

Outra técnica utilizada foi a aplicação do método multicritério voltado para a problemática de classificação chamado *Flowsort*. Esse método categorizou as alternativas de acordo com parâmetros definidos no modelo de decisão. O último método utilizado foi o método *Flowsort* inspirado no algoritmo *k-means*, onde aplica várias iterações até os resultados convergirem. Notou-se que esse último método trouxe uma qualidade e estabilidade nos resultados por causa da convergência presente na execução e do controle que se tem sobre o procedimento. O Capítulo 4 apresentará as principais conclusões da pesquisa.

4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A utilização de modelo de decisão para um direcionamento e uma orientação da distribuição dos recursos públicos, traz uma melhor visão das Regiões que necessitam de atenção. Esses modelos facilitam nas implementações das ações e em quais devem ser tomadas para cada agrupamento, discriminando os problemas presentes, tornando assim, a designação mais eficiente das ações das políticas públicas.

A condução das Políticas públicas deve ser realizada pelos programas do governo. Logo, elas devem elaborar um conjunto de indicações referentes a preceitos, bens, princípios e valores das regiões estudadas. Esse processo de desenvolvimento apoia um consenso social, o que incorpora atividades dos mais diversos setores como política, cultura, meio ambiente e economia. Esse desenvolvimento engloba a gestão de políticas públicas, tornando necessária a participação social. Por estas razões, é crucial que as decisões do governo sejam estruturadas de forma eficiente, permitindo, assim, um processo de planejamento adequado para o desenvolvimento regional.

Contudo, a combinação dos objetivos do desenvolvimento com os da conservação ambiental solicita, ainda, uma profunda reformulação do modo e dos meios aplicados nos processos de decisão dos agentes públicos e privados. Pensando nisso, foram aplicados 3 (três) formas de modelos de decisão para permitir uma visualização adequada do processo decisório governamental no que diz respeito às ações que apontam o desenvolvimento de uma determinada região.

A primeira técnica utilizada foi *K-means*, método não-supervisionado. Embora essa técnica não exija esforço algum, ela não se tornou interessante para formação dos agrupamentos das Regiões, pois alguns objetos mostraram ter um comportamento onde não se definiram grupos homogêneos, impossibilitando a análise da classificação, sendo identificado nos gráficos de dispersão criados. Metz (2006) afirma que a interpretação dos resultados descobertos pelos algoritmos pode ser complexo por não apresentarem descrições conceituais simples e, sim, apenas um conjunto de agrupamentos dos dados.

A segunda técnica utilizada foi a aplicação do método multicritério voltado para a problemática de classificação chamado *Flowsort*. Esse método categorizou as alternativas de acordo com os parâmetros definidos no modelo de decisão, determinando quais as Regiões que precisam de atenção, porém é mais interessante uma aplicação onde os objetos convergissem para uma classificação trazendo mais controle nas implementações das ações das políticas

públicas. A utilização do *Flowsort* ocorreu com o intuito de demonstrar a sua diferença nos resultados em relação ao *Flowsort* inspirado no *k-means*, onde chegaram a uma estabilização por iterações a partir dos parâmetros definidos no modelo de decisão.

O último método foi a aplicação do método *Flowsort* com a lógica do algoritmo *k-means*. Esse método categorizou as alternativas de acordo com os parâmetros do modelo de decisão, porém o resultado foi definido por meio de iterações resultando em uma convergência, adquirindo, assim, uma estabilidade em sua classificação. Por consequência, foi determinado quais as Regiões são similares para uma ação eficiente de políticas públicas, ou seja, o resultado implicou em uma melhor resposta das Regiões aos critérios estabelecidos, tornando possível a realização da tomada de decisão das políticas públicas de forma efetiva.

Porém, ao apresentar algumas comparações entre os métodos concluímos que as atribuições entre as abordagens são representativas. No entanto, observou-se que as categorias obtidas a partir dos parâmetros utilizados no método multicritério inspirado no algoritmo *k-means* representam com fidelidade o que uma determinada Região necessita, pois ela irá tomar como base os parâmetros que estão intrínsecos ao ambiente estudado que foram definidos no modelo de decisão.

Por fim, esse método multicritério inspirado no algoritmo *k-means* contribui com um melhor suporte para um dimensionamento adequado na questão das aplicações dos projetos que visam trazer bem-estar na área ambiental, uma vez que os resultados trazem uma estabilidade e qualidade, seguindo os parâmetros fornecidos no modelo de decisão.

4.1 SUGESTÕES DE TRABALHOS FUTUROS

Como continuidade da pesquisa, por exemplo, seria o uso do desvio padrão dos agrupamentos gerados pelo *k-means* para serem aplicados no método multicritério, para isso se deve utilizar outra função de preferência para que possa vetar as alternativas que não correspondessem as preferências estipuladas na determinação dos parâmetros.

Outra forma de continuidade do trabalho é em relação a forma de categorização do método multicritério *Flowsort* inspirado na classificação do *K-means*, onde se utilizaria de um algoritmo implementado em alguma plataforma para fazer, no caso, iterações de forma automática para a convergência dos resultados formando as categorias e que antes calcule a quantidade ideal de grupos.

4.2 LIMITAÇÕES E DIFICULDADES

O *Flowsort* precisou ser adaptado para lidar com esse tipo de situação, pois foram tratadas 168 alternativas e, ainda, houve a determinação dos parâmetros do modelo. Na aplicação do *Flowsort* baseado no algoritmo *k-means* foi realizado de forma automática, onde o *output* de uma iteração era o *input* do procedimento seguinte. Outra dificuldade encontrada foram as definições dos critérios para que a tomada de decisão pudesse ser feita de forma eficiente.

Outra limitação foi na aplicação dos agrupamentos gerados pelo *k-means* para serem aplicados no método multicritério, para isso foram utilizadas as médias, porém elas podem trazer um resultado equivocado, sendo melhor a utilização do desvio padrão. Tendo em mente isso, deveria utilizar outra função de preferência para que pudesse vetar as alternativas que não correspondessem as preferências, contudo, a função utilizada nessa pesquisa foi a usual, o que não seria a mais adequada com o uso do desvio padrão.

Por fim, outra limitação encontrada foi determinar qual política pública seria a mais adequada para o tema de responsabilidade socioambiental, nem todas puderam ser lidas, mas foi determinado uma chamado Zoneamento Ecológico Econômico (ZEE) que mais se encaixou com que os critérios abordavam.

REFERÊNCIAS

ADOLFSSON, Andreas; ACKERMAN, Margareta; BROWNSTEIN, Naomi C.. To Cluster, or Not to Cluster: An Analysis of Clusterability Methods. **Pattern Recognition**, [s.l.], p.1-32, out. 2018. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.patcog.2018.10.026>.

AKAIKE, Hirotogu. A new look at the statistical model identification. **IEEE Transactions on Automatic Control**, [s.l.], v. 19, n. 6, p.716-723, dez. 1974. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). <http://dx.doi.org/10.1109/tac.1974.1100705>.

AKAIKE, Hirotogu. Information Theory and an Extension of the Maximum Likelihood Principle. **Springer Series in Statistics**, [s.l.], p.199-213, 1998. Springer New York. http://dx.doi.org/10.1007/978-1-4612-1694-0_15.

AKAIKE, Hirotugu. Akaike's Information Criterion. **International Encyclopedia of Statistical Science**, [s.l.], p.25-25, 2011. Springer Berlin Heidelberg. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-04898-2_110.

ALMEIDA, Adiel Teixeira de. **Processo de decisão nas organizações: construindo modelos de decisão multicritério**. Editora Atlas S.A., 2013.

ALMEIDA-DIAS, J.; FIGUEIRA, J.r.; ROY, B.. A multiple criteria sorting method where each category is characterized by several reference actions: The Electre Tri-nC method. **European Journal of Operational Research**, [s.l.], v. 217, n. 3, p.567-579, mar. 2012. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2011.09.047>.

ANGELIS, Aris; KANAVOS, Panos. Multiple Criteria Decision Analysis (MCDA) for evaluating new medicines in Health Technology Assessment and beyond: The Advance Value Framework. **Social Science & Medicine**, [s.l.], jun. 2017. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.socscimed.2017.06.024>.

ARAZ, Ceyhun; OZKARAHAN, Irem. Supplier evaluation and management system for strategic sourcing based on a new multicriteria sorting procedure. **International Journal of Production Economics**, [s.l.], v. 106, n. 2, p.585-606, abr. 2007. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijpe.2006.08.008>.

ASIF, Muhammad *et al.* An integrated management systems approach to corporate sustainability. **European Business Review**, [s.l.], v. 23, n. 4, p.353-367, 28 jun. 2011. Emerald. <http://dx.doi.org/10.1108/09555341111145744>.

AZEVEDO, Tânia Cristina; CRUZ, Claudia Ferreira da. Balanço social como instrumento para demonstrar a reponsabilidade social das entidades: uma discussão quanto à elaboração, padronização e regulamentação. **Pensar Contábil**, v. 8, n. 34, 2007.

BARROSO, Luís Roberto. Saneamento básico: competências constitucionais da União, Estados e Municípios. **id/496885**, 2007.

BELTON, Valerie; STEWART, Theodor. **Multiple criteria decision analysis: an integrated approach**. Springer Science & Business Media, 2002.

BENEDITO, Alessandra; MENEZES, Daniel Francisco Nagao. Políticas públicas de inclusão social: o papel das empresas. **Revista Ética e Filosofia Política**, v. 16, n. 1, 2013.

BHINGE, Raunak *et al.* Sustainability Optimization for Global Supply Chain Decision-making. **Procedia Cirp**, [s.l.], v. 26, p.323-328, 2015. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.procir.2014.07.105>.

BOFF, Leonardo. Um ethos para salvar a Terra. **CAMARGO, A. et al. Meio ambiente Brasil Meio ambiente Brasil Meio ambiente Brasil: abanicos e obstáculos pós Rio-92. São Paulo: Estação Liberdade/ISA**, p. 49-56, 2002.

BOZDOGAN, Hamparsum. Model selection and Akaike's Information Criterion (AIC): The general theory and its analytical extensions. **Psychometrika**, [s.l.], v. 52, n. 3, p.345-370, set. 1987. Springer Nature. <http://dx.doi.org/10.1007/bf02294361>.

BRANS, Jean-pierre; MARESCHAL, Bertrand. Promethee Methods. **International Series in Operations Research & Management Science**, [s.l.], p.163-186, 2005. Springer-Verlag. http://dx.doi.org/10.1007/0-387-23081-5_5.

BRASIL; MINISTÉRIO DA SAÚDE. Vigilância da esquistossomose mansoni: diretrizes técnicas. 2014.

BROWN, Darrell *et al.* Triple bottom line: a business metaphor for a social construct. 2006.

BRUNDTLAND, Gro *et al.* Our common future: Report of the 1987 World Commission on Environment and Development. **United Nations, Oslo**, v. 1, p. 59, 1987.

BRUSCO, Michael J. *et al.* Cluster analysis in empirical OM research: survey and recommendations. **International Journal of Operations & Production Management**, [s.l.], v. 37, n. 3, p.300-320, 6 mar. 2017. Emerald. <http://dx.doi.org/10.1108/ijopm-08-2015-0493>.

BUENO, Eduardo. **Passando à Limpo: história da higiene pessoal no Brasil**. Precodoido.com.br, 2007.

BURNHAM, Kenneth P.; ANDERSON, David R.. Multimodel Inference. **Sociological Methods & Research**, [s.l.], v. 33, n. 2, p.261-304, nov. 2004. SAGE Publications. <http://dx.doi.org/10.1177/0049124104268644>.

CALIXTO, Laura. Responsabilidade Socioambiental: Pública ou Privada?. **Contabilidade Vista & Revista**, v. 19, n. 3, p. 123-147, 2009.

CAVALCANTI, Clóvis. Sustentabilidade da economia: paradigmas alternativos de realização econômica. **Desenvolvimento e natureza: estudos para uma sociedade sustentável. São Paulo: Cortez**, 1995.

CHANG, Leilei *et al.* Akaike Information Criterion-based conjunctive belief rule base learning for complex system modeling. **Knowledge-based Systems**, [s.l.], jul. 2018. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.knosys.2018.07.029>.

CHEN, Ting-yu. An ELECTRE-based outranking method for multiple criteria group decision making using interval type-2 fuzzy sets. **Information Sciences**, [s.l.], v. 263, p.1-21, abr. 2014. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ins.2013.12.012>.

CHEN, Ting-yu. Multiple criteria decision analysis using a likelihood-based outranking method based on interval-valued intuitionistic fuzzy sets. **Information Sciences**, [s.l.], v. 286, p.188-208, dez. 2014. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ins.2014.07.003>.

CORRENTE, Salvatore; FIGUEIRA, José Rui; GRECO, Salvatore. The SMAA-PROMETHEE method. **European Journal of Operational Research**, [s.l.], v. 239, n. 2, p.514-522, dez. 2014. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2014.05.026>.

COSTA, Helder Gomes. Graphical interpretation of outranking principles. **Journal of Modelling in Management**, [s.l.], v. 11, n. 1, p.26-42, 8 fev. 2016. Emerald. <http://dx.doi.org/10.1108/jm2-08-2013-0037>.

COSTA, Heloisa S. M.. A duração das cidades: sustentabilidade e risco nas políticas urbanas. **Ambiente & Sociedade**, [s.l.], n. 9, p.153-155, dez. 2001. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/s1414-753x2001000900009>.

DA SILVEIRA, Maria Luíza Gesser; PFITSCHER, Elisete Dahmer. Responsabilidade socioambiental: estudo comparativo entre empresas de energia elétrica da região sul do Brasil. **Perspectivas em Gestão & Conhecimento**, v. 3, n. 2, p. 177-195, 2013.

DALY, Herman E.. Toward some operational principles of sustainable development. **Ecological Economics**, [s.l.], v. 2, n. 1, p.1-6, abr. 1990. Elsevier BV. [http://dx.doi.org/10.1016/0921-8009\(90\)90010-r](http://dx.doi.org/10.1016/0921-8009(90)90010-r).

DE SOUZA, Maria Salete. Meio ambiente urbano e saneamento básico. **Mercator**, v. 1, n. 1, 2002.

DELABRIDA, Zenith Nara Costa. O cuidado consigo e o cuidado com o ambiente físico: estudos sobre o uso do banheiro público. **Brasília: Universidade de Brasília**, 2010.

DIAS, Luis C.; COSTA, João P.; CLÍMACO, João N.. Conflicting criteria, cooperating processors—some experiments on implementing a multicriteria decision support method on a parallel computer. **Computers & Operations Research**, [s.l.], v. 24, n. 9, p.805-817, set. 1997. Elsevier BV. [http://dx.doi.org/10.1016/s0305-0548\(97\)00001-4](http://dx.doi.org/10.1016/s0305-0548(97)00001-4).

DIAS, Reinaldo. Gestão ambiental: responsabilidade social e sustentabilidade. In: **Gestão ambiental: responsabilidade social e sustentabilidade**. 2011.

DINIZ, Eliezer M.; BERMANN, Celio. Economia verde e sustentabilidade. **Estudos Avançados**, [s.l.], v. 26, n. 74, p.323-330, 2012. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/s0103-40142012000100024>.

DOAN, N. A. V.; SMET, Y. de. An alternative weight sensitivity analysis for PROMETHEE II rankings. **Omega**, [s.l.], p. 1-9, set. 2017. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.omega.2017.08.017>.

DOUGLAS, M. Pureza e perigo: ensaios sobre as noções de poluição e tabu. Trad. Sónia Pereira da Silva. 1990.

ELKINGTON, John. Partnerships from cannibals with forks: The triple bottom line of 21st-century business. **Environmental Quality Management**, [s.l.], v. 8, n. 1, p.37-51, 1998. Wiley. <http://dx.doi.org/10.1002/tqem.3310080106>.

EVANS, James; JONES, Phil. Rethinking Sustainable Urban Regeneration: Ambiguity, Creativity, and the Shared Territory. **Environment And Planning A**, [s.l.], v. 40, n. 6, p.1416-1434, jun. 2008. SAGE Publications. <http://dx.doi.org/10.1068/a39293>.

FERNANDEZ, Eduardo; NAVARRO, Jorge. A new approach to multi-criteria sorting based on fuzzy outranking relations: The THESEUS method. **European Journal of Operational Research**, [s.l.], v. 213, n. 2, p.405-413, set. 2011. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2011.03.036>.

FERNANDEZ, Eduardo; NAVARRO, Jorge; BERNAL, Sergio. Multicriteria sorting using a valued indifference relation under a preference disaggregation paradigm. **European Journal of Operational Research**, [s.l.], v. 198, n. 2, p.602-609, out. 2009. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2008.09.020>.

FLORIANI, Dimas. Conhecimento, meio ambiente & globalização. In: **Conhecimento, meio ambiente & globalização**. 2005.

FONSECA, João José Saraiva. Metodologia da Pesquisa Científica. 2002.

FUJIKOSHI, Yasunori. Modified AIC and Cp in multivariate linear regression. **Biometrika**, [s.l.], v. 84, n. 3, p.707-716, 1 set. 1997. Oxford University Press (OUP). <http://dx.doi.org/10.1093/biomet/84.3.707>.

GAO, Ruxing et al. Integrated system evaluation of nuclear fuel cycle options in China combined with an analytical MCDM framework. **Energy Policy**, [s.l.], v. 114, p.221-233, mar. 2018. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.enpol.2017.12.009>.

GIL, Antonio Carlos. Como elaborar projetos de pesquisa. **São Paulo**, v. 5, n. 61, p. 16-17, 2002.

GODARD, Olivier. Le développement durable et le devenir des villes: bonnes intentions et fausses bonnes idées. **Futuribles**, n. 209, p. 29-35, 1996.

GOMES, C. F. S.; GOMES, L. F. A. M.; MARANHÃO, F. J. C. Decision analysis for the exploration of gas reserves: merging todim and thor. **Pesquisa Operacional**, [s.l.], v. 30, n. 3, p.601-617, dez. 2010. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/s0101-74382010000300006>.

GOMES, L. F. A. M.; LIMA, M. M. P. P. From modeling individual preferences to multicriteria ranking of discrete alternatives: a look at prospect theory and the additive difference model. **Foundations of Computing and Decision Sciences**, v. 17, n. 3, p. 171-184, 1992.

GOMES, Luiz Flavio Autran Monteiro; GOMES, Carlos Francisco Simões. **Tomada de decisão gerencial: enfoque multicritério**. Editora Atlas SA, 2000.

GRECO, Salvatore; MATARAZZO, Benedetto; SLOWINSKI, Roman. Rough sets theory for multicriteria decision analysis. **European Journal of Operational Research**, [s.l.], v. 129, n. 1, p.1-47, fev. 2001. Elsevier BV. [http://dx.doi.org/10.1016/s0377-2217\(00\)00167-3](http://dx.doi.org/10.1016/s0377-2217(00)00167-3).

GROSTEIN, Marta Dora. METRÓPOLE E EXPANSÃO URBANA: A PERSISTÊNCIA DE PROCESSOS. **São Paulo em Perspectiva**, [s.l.], v. 15, n. 1, p.13-19, jan. 2001. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/s0102-88392001000100003>.

HANCER, Emrah; KARABOGA, Dervis. A comprehensive survey of traditional, merge-split and evolutionary approaches proposed for determination of cluster number. **Swarm and Evolutionary Computation**, [s.l.], v. 32, p.49-67, fev. 2017. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.swevo.2016.06.004>.

HART, Stuart L. *et al.* Beyond greening: strategies for a sustainable world. **Harvard business review**, v. 75, n. 1, p. 66-77, 1997.

HATAMI-MARBINI, Adel; TAVANA, Madjid. An extension of the Electre I method for group decision-making under a fuzzy environment. **Omega**, [s.l.], v. 39, n. 4, p.373-386, ago. 2011. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.omega.2010.09.001>.

HELLER, Léo; DE PÁDUA, Valter Lúcio. **Abastecimento de água para consumo humano**. 2.ed. Belo Horizonte. Editora UFMG, 2010.

HENNIG, Christian. What are the true clusters? **Pattern Recognition Letters**, [s.l.], v. 64, p.53-62, out. 2015. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.patrec.2015.04.009>.

HOLLIDAY, Charles O. **Sustainable growth, the DuPont way**. Harvard Business School Publishing Corporation, 2001.

HURVICH, Clifford M.; TSAI, Chih-ling. Regression and time series model selection in small samples. **Biometrika**, [s.l.], v. 76, n. 2, p.297-307, 1989. Oxford University Press (OUP). <http://dx.doi.org/10.1093/biomet/76.2.297>.

ICHIKAWA, Masanori. EMPIRICAL ASSESSMENTS OF AIC PROCEDURE FOR MODEL SELECTION IN FACTOR ANALYSIS. **Behaviormetrika**, [s.l.], v. 15, n. 24, p.33-40, 1988. Behaviormetric Society of Japan. http://dx.doi.org/10.2333/bhmk.15.24_33.

JACOBI, Pedro. Meio ambiente urbano e sustentabilidade: alguns elementos para a reflexão. **Meio ambiente, desenvolvimento sustentável e políticas públicas**. São Paulo: Cortez, p. 384-390, 1997.

JAIN, A. K.; MURTY, M. N.; FLYNN, P. J.. Data clustering: a review. **ACM Computing Surveys**, [s.l.], v. 31, n. 3, p.264-323, 1 set. 1999. Association for Computing Machinery (ACM). <http://dx.doi.org/10.1145/331499.331504>.

JAIN, Anil K.; DUBES, Richard C. Algorithms for clustering data. 1988.

JATOBÁ, Sérgio Ulisses Silva; CIDADE, Lúcia Cony Faria; VARGAS, Glória Maria. Ecologismo, ambientalismo e ecologia política: diferentes visões da sustentabilidade e do território. 2009.

KEENEY, Ralph L.; RAIFFA, Howard. **Decisions with multiple objectives: preferences and value trade-offs**. Cambridge University press, 1993.

KING, Benjamin. Step-Wise Clustering Procedures. **Journal of The American Statistical Association**, [s.l.], v. 62, n. 317, p.86-101, mar. 1967. Informa UK Limited. <http://dx.doi.org/10.1080/01621459.1967.10482890>.

LEUNG, Yee; ZHANG, Jiang-she; XU, Zong-ben. Clustering by scale-space filtering. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, [s.l.], v. 22, n. 12, p.1396-1410, 2000. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). <http://dx.doi.org/10.1109/34.895974>.

LIMA, S. F. Introdução ao conceito de sustentabilidade. **Aplicabilidade e limites**, 2006.

LIZARRALDE, Gonzalo *et al.* Sustainability and resilience in the built environment: The challenges of establishing a turquoise agenda in the UK. **Sustainable Cities and Society**, v. 15, p. 96-104, 2015.

LOUREIRO, Carlos Frederico B. **Sustentabilidade e educação: um olhar da ecologia política**. Cortez Editora, 2014.

MACQUEEN, James *et al.* Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In: **Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability**. p. 281-297. 1967.

MARTEL, Jean-marc; ROY, Bernard. Analyse De La Significance De Diverses Procédures D'Agrégation Multicritère*. **Infor: Information Systems and Operational Research**, [s.l.], v. 44, n. 3, p.191-215, ago. 2006. Informa UK Limited. <http://dx.doi.org/10.1080/03155986.2006.11732748>.

MASHAYEKHI, Hoda *et al.* GDCluster: A General Decentralized Clustering Algorithm. **IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering**, [s.l.], v. 27, n. 7, p.1892-1905, 1 jul. 2015. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). <http://dx.doi.org/10.1109/tkde.2015.2391123>.

MCELROY, Mark W.; VAN ENGELN, Jo ML. **Corporate sustainability management: The art and science of managing non-financial performance**. Routledge, 2012.

MEADOWS, Donella H. *et al.* **Beyond the limits: global collapse or a sustainable future**. Earthscan Publications Ltd., 1992.

MENDONÇA, Francisco; LEITÃO, Sanderson Alberto Medeiros. Riscos e vulnerabilidade socioambiental urbana: uma perspectiva a partir dos recursos hídricos. **Geotextos**, [s.l.], v. 4, p.145-163, 9 mar. 2009. Universidade Federal da Bahia. <http://dx.doi.org/10.9771/1984-5537geo.v4i0.3300>.

METZ, Jean. **Interpretação de clusters gerados por algoritmos de clustering hierárquico**. 2006. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo.

MEYER, Patrick; OLTEANU, Alexandru-liviu. Formalizing and solving the problem of clustering in MCDA. **European Journal of Operational Research**, [s.l.], v. 227, n. 3, p.494-502, jun. 2013. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2013.01.016>.

MICHEL, Pierre *et al.* Defining Quality of Life Levels to Enhance Clinical Interpretation in Multiple Sclerosis. **Medical Care**, [s.l.], v. 55, n. 1, p.1-8, jan. 2017. Ovid Technologies (Wolters Kluwer Health). <http://dx.doi.org/10.1097/mlr.0000000000000117>.

MILANI, Cartos. Teorias do Capital Social e Desenvolvimento Local: lições a partir da experiência de Pintadas (Bahia, Brasil). **Organizações & Sociedade**, v. 11, 2004.

MORATO, Rúbia Gomes *et al.* Geografia da desigualdade ambiental na subprefeitura de Campo Limpo Município de São Paulo. **Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, XII**, p. 2281-2288, 2005.

MOUSSEAU, V.; SLOWINSKI, R.. Inferring an ELECTRE TRI Model from Assignment Examples. **Journal of Global Optimization**, [s.l.], v. 12, n. 2, p.157-174, 1998. Springer Nature. <http://dx.doi.org/10.1023/a:1008210427517>.

MURTAGH, F.. Structure of hierarchic clusterings: implications for information retrieval and for multivariate data analysis. **Information Processing & Management**, [s.l.], v. 20, n. 5-6, p.611-617, jan. 1984. Elsevier BV. [http://dx.doi.org/10.1016/0306-4573\(84\)90077-3](http://dx.doi.org/10.1016/0306-4573(84)90077-3).

NEMERY, Philippe; LAMBORAY, Claude. FlowSort: a flow-based sorting method with limiting or central profiles. **Top**, [s.l.], v. 16, n. 1, p.90-113, 15 nov. 2007. Springer Nature. <http://dx.doi.org/10.1007/s11750-007-0036-x>.

NETO DE MELO, F.; FROES, C. Gestão da Responsabilidade Social Corporativa: o caso Brasileiro. **Rio de Janeiro: Qualitymark**, 2001.

OGASAWARA, Haruhiko. Bias correction of the Akaike information criterion in factor analysis. **Journal of Multivariate Analysis**, [s.l.], v. 149, p.144-159, jul. 2016. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jmva.2016.04.003>.

OHLWEILER, Leonel. A construção e implementação de políticas públicas: desafios do Direito administrativo moderno. **VERBA JURIS-Anuário da Pós-Graduação em Direito**, v. 6, n. 6, 2007.

OLIVEIRA, Elizangela de Jesus; MATOS, Graziella de Freitas Mulero; CASTRO, Dagmar Silva Pinto de. GESTÃO AMBIENTAL E RESPONSABILIDADE SOCIAL CORPORATIVA: ESTRATÉGIAS DE NEGÓCIO FOCADAS NA REALIDADE BRASILEIRA. **Revista Gestão e Desenvolvimento**, [s.l.], v. 14, n. 2, p.155-157, 28 abr. 2017. Associação Pro-Ensino Superior em Novo Hamburgo. <http://dx.doi.org/10.25112/rgd.v14i2.1129>.

OZSAHIN, Dilber Uzun *et al.* Evaluating nuclear medicine imaging devices using fuzzy PROMETHEE method. **Procedia Computer Science**, [s.l.], v. 120, p.699-705, 2017. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.procs.2017.11.298>.

PASSOS, Elizete. **Ética nas organizações**. Atlas, 2004.

PENG, Yi *et al.* A DESCRIPTIVE FRAMEWORK FOR THE FIELD OF DATA MINING AND KNOWLEDGE DISCOVERY. **International Journal of Information Technology & Decision Making**, [s.l.], v. 07, n. 04, p.639-682, dez. 2008. World Scientific Pub Co Pte Lt. <http://dx.doi.org/10.1142/s0219622008003204>.

PEREIRA, Antônio Nunes. Controles internos empresariais e gestão: visões e importância-uma abordagem exploratória. **Contabilidade Vista & Revista**, v. 15, n. 3, p. 27-44, 2009.

PORTILHO, Fátima. Consumo sustentável: limites e possibilidades de ambientalização e politização das práticas de consumo. **Cadernos Ebape.br**, [s.l.], v. 3, n. 3, p.01-12, 2005. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/s1679-39512005000300005>.

PUPPIM DE OLIVEIRA, José Antônio. Desafios do planejamento em políticas públicas: diferentes visões e práticas. **Revista de Administração Pública-RAP**, v. 40, n. 2, 2006.

R, Krishankumar; KS, Ravichandran; SAEID, A.B.. A new extension to PROMETHEE under intuitionistic fuzzy environment for solving supplier selection problem with linguistic preferences. **Applied Soft Computing**, [s.l.], v. 60, p.564-576, nov. 2017. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.asoc.2017.07.028>.

RAIFFA, H. **Decision analysis: Introductory lectures on choices under uncertainty**. Reading, MA: Addison-Wesley.1968.

REBOUÇAS, Aldo C. *et al.* Águas doces no Brasil: capital ecológico, uso e conservação. 2006.

RECIFE, Prefeitura da Cidade. **Sobre o RPA 6**. 2016. Disponível em: <<http://www2.recife.pe.gov.br/servico/sobre-rpa-6>>. Acesso em: 15 out. 2018.

RÊGO, Rita de Cássia Franco; BARRETO, Maurício L.; KILLINGER, Cristina Larrea. O que é lixo afinal? Como pensam mulheres residentes na periferia de um grande centro urbano. **Cadernos de Saúde Pública**, [s.l.], v. 18, n. 6, p.1583-1591, dez. 2002. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/s0102-311x2002000600012>.

ROBERT, K.-h. *et al.* Strategic sustainable development — selection, design and synergies of applied tools. **Journal of Cleaner Production**, [s.l.], v. 10, n. 3, p.197-214, jun. 2002. Elsevier BV. [http://dx.doi.org/10.1016/s0959-6526\(01\)00061-0](http://dx.doi.org/10.1016/s0959-6526(01)00061-0).

RODRÍGUEZ, Jorge *et al.* Ensemble of One-Class Classifiers for Personal Risk Detection Based on Wearable Sensor Data. **Sensors**, [s.l.], v. 16, n. 10, p.1619, 29 set. 2016. MDPI AG. <http://dx.doi.org/10.3390/s16101619>.

ROKACH, Lior. Ensemble-based classifiers. **Artificial Intelligence Review**, [s.l.], v. 33, n. 1-2, p.1-39, 19 nov. 2009. Springer Nature. <http://dx.doi.org/10.1007/s10462-009-9124-7>.

ROKACH, Lior; MAIMON, Oded. Clustering Methods. **Data Mining And Knowledge Discovery Handbook**, [s.l.], p.321-352, 2005. Springer-Verlag. http://dx.doi.org/10.1007/0-387-25465-x_15.

ROUBA, Baroudi; BAHLOUL, Safia Nait. Towards the Definition of Relations between Clusters in Multicriteria Decision Aid Clustering. **Procedia Computer Science**, [s.l.], v. 17, p.134-140, 2013. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.procs.2013.05.019>.

ROY, Bernard. The Outranking Approach and the Foundations of Electre Methods. **Readings In Multiple Criteria Decision Aid**, [s.l.], p.155-183, 1990. Springer Berlin Heidelberg. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-75935-2_8.

SACHS, Ignacy. Desarrollo sustentable, bio-industrialización descentralizada y nuevas configuraciones rural-urbanas. El caso de la India y el Brasil. **Pensamiento Iberoamericano**, v. 16, p. 235-256, 1989.

SACHS, Ignacy. **A terceira margem: em busca do ecodesenvolvimento**. Companhia das Letras, 2009.

SALZMANN, Oliver; IONESCU-SOMERS, Aileen; STEGER, Ulrich. The Business Case for Corporate Sustainability. **European Management Journal**, [s.l.], v. 23, n. 1, p.27-36, fev. 2005. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.emj.2004.12.007>.

SANTILLI, Juliana. **Socioambientalismo e novos direitos-Proteção jurídica à diversidade biológica e cultural**. Editora Peirópolis LTDA, 2005.

SARRAZIN, R.; SMET, Y. de; ROSENFELD, J.. An extension of PROMETHEE to interval clustering. **Omega**, [s.l.], v. 80, p.12-21, out. 2018. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.omega.2017.09.001>.

SHEN, Pengcheng; LI, Chunguang. Distributed Information Theoretic Clustering. **IEEE Transactions on Signal Processing**, [s.l.], v. 62, n. 13, p.3442-3453, jul. 2014. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). <http://dx.doi.org/10.1109/tsp.2014.2327010>.

SHRIVASTAVA, Paul. The Role of Corporations in Achieving Ecological Sustainability. **Academy of Management Review**, [s.l.], v. 20, n. 4, p.936-960, out. 1995. Academy of Management. <http://dx.doi.org/10.5465/amr.1995.9512280026>.

SMET, Y. de. An extension of PROMETHEE to divisive hierarchical multicriteria clustering. **2014 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management**, [s.l.], p.555-558, dez. 2014. IEEE. <http://dx.doi.org/10.1109/ieem.2014.7058699>.

SMET, Y. de. P2CLUST: An extension of PROMETHEE II for multicriteria ordered clustering. **2013 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management**, [s.l.], p.848-851, dez. 2013. IEEE. <http://dx.doi.org/10.1109/ieem.2013.6962531>.

SMEULDERS, Bart; CRAMA, Yves; SPIEKSMA, Frits C.r.. Revealed preference theory: An algorithmic outlook. **European Journal of Operational Research**, [s.l.], p.1-13, abr. 2018. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2018.04.026>.

SNEATH, Peter H. A.; SOKAL, Robert R. **Numerical taxonomy. The principles and practice of numerical classification**. 1973.

SNIPES, Michael; TAYLOR, D. Christopher. Model selection and Akaike Information Criteria: An example from wine ratings and prices. **Wine Economics and Policy**, [s.l.], v. 3, n. 1, p.3-9, jun. 2014. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.wep.2014.03.001>.

SOUZA, Celina. Políticas públicas: questões temáticas e de pesquisa. **Caderno CRH**, v. 16, n. 39, 2006.

STORK, David G. *et al.* Pattern classification. **A Wiley-Interscience Publication**, 2001.

TREVISAN, Andrei Pittol; VAN BELLEN, Hans Michael. Avaliação de políticas públicas: uma revisão teórica de um campo em construção. **Revista de Administração Pública**, v. 42, n. 3, p. 529-550, 2008.

VALINHAS, Marcelo Macedo. Licenciamento ambiental e sustentabilidade. **Boletim do Observatório Ambiental Alberto Ribeiro Lamego**, v. 4, n. 2, p. 231-248, 2011.

VIGARELLO, Georges. **O Limpo e o sujo: uma história da higiene corporal**. Martins Fontes, 1996.

VINCKE, Philippe. **Multicriteria decision-aid**. John Wiley & Sons, 1992.

VOLPON, Claudia Torres. Alinhamento estratégico da responsabilidade socioambiental corporativa no caso de empresas que atuam em redes de relacionamento: resultados de pesquisa na Petrobras. **Revista de Administração Pública**, [s.l.], p.391-418, 2007. Faculdades Católicas. <http://dx.doi.org/10.17771/pucrio.acad.8530>.

VRIEZE, Scott I.. Model selection and psychological theory: A discussion of the differences between the Akaike information criterion (AIC) and the Bayesian information criterion (BIC).. **Psychological Methods**, [s.l.], v. 17, n. 2, p.228-243, 2012. American Psychological Association (APA). <http://dx.doi.org/10.1037/a0027127>.

WANG, L.; LIN, L.. A methodological framework for the triple bottom line accounting and management of industry enterprises. **International Journal of Production Research**, [s.l.], v. 45, n. 5, p.1063-1088, mar. 2007. Informa UK Limited. <http://dx.doi.org/10.1080/00207540600635136>.

WARD, Joe H.. Hierarchical Grouping to Optimize an Objective Function. **Journal of The American Statistical Association**, [s.l.], v. 58, n. 301, p.236-244, mar. 1963. Informa UK Limited. <http://dx.doi.org/10.1080/01621459.1963.10500845>.

YANG, Yang; MA, Zhigang; YANG, Yi. Multitask Spectral Clustering by Exploring Intertask Correlation. **IEEE Transactions on Cybernetics**, [s.l.], v. 45, n. 5, p.1083-1094, maio 2015. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). <http://dx.doi.org/10.1109/tcyb.2014.2344015>.

YU, Shyr-shen *et al.* Two improved k- means algorithms. **Applied Soft Computing**, [s.l.], v. 68, p.747-755, jul. 2018. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.asoc.2017.08.032>.

ZHANG, Geng; ZHANG, Chengchang; ZHANG, Huayu. Improved K-means algorithm based on density Canopy. **Knowledge-based Systems**, [s.l.], v. 145, p.289-297, abr. 2018. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.knosys.2018.01.031>.

ZHANG, Hong-yu *et al.* An extended outranking approach for multi-criteria decision-making problems with linguistic intuitionistic fuzzy numbers. **Applied Soft Computing**, [s.l.], v. 59, p.462-474, out. 2017. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.asoc.2017.06.013>.

ZHAO, Wan-lei; DENG, Cheng-hao; NGO, Chong-wah. K-means: A revisit. **Neurocomputing**, [s.l.], v. 291, p.195-206, maio 2018. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.neucom.2018.02.072>.

ZOPOUNIDIS, Constantin; DOUMPOS, Michael. Multicriteria classification and sorting methods: A literature review. **European Journal of Operational Research**, [s.l.], v. 138, n. 2, p.229-246, abr. 2002. Elsevier BV. [http://dx.doi.org/10.1016/s0377-2217\(01\)00243-0](http://dx.doi.org/10.1016/s0377-2217(01)00243-0).