

MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM MODELAGEM COMPUTACIONAL

O ALGORITMO THOR E A TEORIA FUZZY: UMA NOVA ABORDAGEM NA ENTRADA DE
DADOS

por

Ticiane Schivittez Elacoste

Tese para obtenção do Título de
Doutora em Modelagem Computacional

Rio Grande, outubro, 2022

Ficha Catalográfica

E37a	Elacoste, Ticiane Schivittez. O algoritmo Thor e a Teoria <i>Fuzzy</i>: uma nova abordagem na entrada de dados / Ticiane Schivittez Elacoste. – 2022. 129 f. Tese (doutorado) – Universidade Federal do Rio Grande – FURG, Programa de Pós-Graduação em Modelagem Computacional, Rio Grande/RS, 2022. Orientadora: Dra. Catia Maria dos Santos Machado. Coorientador: Dr. Andre Andrade Longaray. 1. Método Multicritério 2. Fuzzy 3. THOR 4. Porto do Rio Grande I. Machado, Catia Maria dos Santos II. Longaray, Andre Andrade III. Título. CDU 004.021
------	---

Catálogo na Fonte: Bibliotecário José Paulo dos Santos CRB 10/2344

Ticiane Schivittez Elacoste

“O ALGORITMO THOR E A TEORIA FUZZY: UMA NOVA ABORDAGEM NA ENTRADA DE DADOS”

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Modelagem Computacional da Universidade Federal do Rio Grande - FURG, como requisito parcial para obtenção do Grau de Doutora. Área de concentração: Modelagem Computacional.

Aprovada em: 06/10/2022.

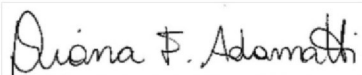
BANCA EXAMINADORA

Documento assinado digitalmente
gov.br CATIA MARIA DOS SANTOS MACHADO
Data: 06/10/2022 21:37:41-0300
Verifique em <https://verificador.iti.br>

Profa. Dra. Catia Maria dos Santos Machado (Orientadora – FURG)

Documento assinado digitalmente
gov.br ANDRE ANDRADE LONGARAY
Data: 13/10/2022 08:50:24-0300
Verifique em <https://verificador.iti.br>

Prof. Dr. André Andrade Longaray (Co-Orientador – FURG)



Profa. Dra. Diana Francisca Adamatti (FURG)



Prof. Dr. Luiz Flavio Autran Monteiro Gomes (IBMEC/RJ)

Dedico esse trabalho à minha família.
Ao meu pai Jorge, minha mãe Mari e minha irmã Karoline.
Vocês são o que há de melhor na minha vida.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente à Deus.

Aos meus pais Jorge e Mari, por todo o apoio, compreensão e por serem meus maiores motivadores em todas as horas. Além disso, meu pai foi um grande divulgador do meu trabalho, conseguindo com que os profissionais vissem uma oportunidade de manifestarem suas opiniões. Já minha mãe sempre me motivou e se tornou meu porto seguro.

À minha irmã Karol, por todo apoio e carinho na hora da construção das minhas figuras e também por ter paciência nas leituras dos capítulos.

À minha amiga e orientadora Catia, por sempre acreditar no meu trabalho e me apoiar permitindo com que eu trabalhasse no meu tempo e na forma que eu achava melhor. Essa orientadora vale ouro.

Ao meu orientador André, por também acreditar no meu trabalho e por me apresentar ao Prof. Carlos Francisco Simões Gomes e ao Prof. Luiz Flavio Autran Monteiro Gomes, os quais são pessoas de renome internacional na área de tomada de decisão. Os senhores me ajudaram muito durante esse período.

Aos profissionais das empresas privadas que reconheceram o potencial do meu trabalho e se prontificaram a contribuir.

Aos meus amigos, que sempre torcem por mim e me motivam.

Agradeço também a mim, por ter sempre acreditado no potencial do meu trabalho e por não desistir nos mais diversos problemas que surgiram no meu caminho.

Por fim, à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pelo apoio financeiro e a Universidade Federal do Rio Grande (FURG).

Obrigada a todos por tudo!

RESUMO

Uma vez instigados pela necessidade do aprimoramento do algoritmo multicritério de apoio à decisão THOR, com relação a entrada de dados por parte do decisor, uma nova proposta com a inclusão da teoria fuzzy foi desenvolvida. Nesse sentido, visando amenizar o esforço cognitivo que o decisor precisa ao utilizar o algoritmo THOR, uma escala fuzzy foi concebida, permitindo ao decisor expressar somente um único juízo de valor. O estudo realizado sobre a metodologia THOR sugere que, a inclusão da teoria fuzzy, a partir de três etapas, fuzzificação, inferência e defuzzificação é capaz de ordenar e modelar a imprecisão de forma mais robusta. Para testar o algoritmo THOR com entrada de dados fuzzy, um estudo de caso a partir da opinião dos especialistas das empresas privadas, atuantes no cais público do Porto do Rio Grande/RS, sobre os indicadores de desempenho portuário com relação a economicidade dos serviços prestados aos navios, foi realizado. Os resultados obtidos mostraram grande relevância para o plano de ação portuário. Além disso, os resultados dos testes computacionais quanto comparados com outras versões do THOR são incentivadores.

Palavras-chaves: Método Multicritério, Fuzzy, THOR, Porto do Rio Grande

ABSTRACT

Once instigated by the need to improve the multi-criteria decision support algorithm THOR, regarding data entry by the decision maker, a new proposal with the inclusion of fuzzy theory was developed. In this sense, in order to alleviate the cognitive effort that the decision maker needs when using the THOR algorithm, a fuzzy scale was designed, allowing the decision maker to express only a single value judgment. The study carried out on the THOR methodology suggests that the inclusion of the fuzzy theory, from three stages, fuzzification, inference and defuzzification, is able to order and model the imprecision in a more robust way. To test the THOR algorithm with fuzzy data entry, a case study based on the opinion of experts from private companies, operating at the public pier of Port of Rio Grande/RS, on port performance indicators in relation to the economy of the services provided to ships, was carried out. The results obtained showed great relevance for the port action plan. In addition, the results of computational tests compared to other versions of THOR are encouraging.

Keywords: Multicriteria Method, Fuzzy, THOR, Port of Rio Grande

ÍNDICE

1. Introdução	13
2. Algoritmo THOR e suas Especificidades.....	16
2.1. Aplicabilidade e evolução do Método THOR.....	30
3. Teoria Fuzzy: Ancestralidade e suas Derivações	34
3.1. Teoria Fuzzy e suas especificidades.....	36
3.2. Teoria fuzzy e os métodos de apoio multicritério a decisão	42
4. Método THOR e a Teoria Fuzzy	45
5. Estudo de Caso Aplicado ao Porto do Rio Grande	61
5.1. Indicadores de Desempenho Utilizados no Porto do Rio Grande.....	64
5.2. Modelagem do Instrumento de Coleta de Dados	66
5.3. THOR com Entrada de Dados em Fuzzy Aplicado ao Porto do Rio Grande	67
5.4. Comparações dos Resultados entre as Atualizações do Método THOR.....	75
6. Considerações Finais.....	79
7. Referências.....	82
1. APÊNDICE 1 – Questionário	90
2. APÊNDICE 2 – Manual Planilha.....	105

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1– Passos do Algoritmo THOR	17
Figura 2.2– Funcionalidades do THOR	32
Figura 3.1- Evolução das teorias.....	35
Figura 3.2 - Teoria Clássica	36
Figura 3.3 – Teoria Fuzzy	37
Figura 3.4 – Função de pertinência para a variável Idade	39
Figura 3.5 – Número fuzzy triangular.....	40
Figura 4.1– Número fuzzy triangular.....	47
Figura 4.2 – Escala fuzzy com base 0.5	48
Figura 4.3 –Escala fuzzy com base 1.0.....	49
Figura 4.4 – Escala fuzzy com base 2.0.....	50
Figura 4.5– Escala Fuzzy e seus processos.....	52
Figura 4.6 – Matriz fuzzy dos Decisores	53
Figura 4.7 – Soma fuzzy	53
Figura 4.8 – Agregação fuzzy	54
Figura 4.9 – Número fuzzy triangular e a escala	54
Figura 4.10 – Pertinências todos os números fuzzy.....	55
Figura 4.11 – Defuzzificação dos valores	56
Figura 4.12 – Fluxograma comparativo entre os métodos THOR.....	57
Figura 5.1 – Porto de Porto Alegre	61
Figura 5.2 – Porto de Pelotas	62
Figura 5.3 – Porto do Rio Grande.....	62
Figura 5.4 – Movimentação de cargas do Porto do Rio Grande.....	63
Figura 5.5 – Indicadores de desempenho portuário nos serviços aos navios.....	64
Figura 5.6 – Escala com seus termos linguísticos.....	66

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1. Review das aplicações do THOR	30
Tabela 3.1. Revisão da abordagem fuzzy	43
Tabela 4.1. Resumo da análise da base do triângulo com o valor 0.5	48
Tabela 4.2. Resumo da análise da base do triângulo com o valor 1.0	49
Tabela 4.3. Resumo da análise da base do triângulo com o valor 2.0	50
Tabela 5.1. Nomenclatura dos critérios e alternativas	65
Tabela 5.2. Especificidades da escala	67
Tabela 5.3. Valores da Matriz de Agregação com Números Fuzzy	68
Tabela 5.4. Valores da Matriz de Pertinência	69
Tabela 5.5. Valores da Matriz de decisão defuzzificada	69
Tabela 5.6. Valores limitantes	70
Tabela 5.7. Valores da Matriz de decisão para o cenário $S1$	70
Tabela 5.8. Valores da Matriz de decisão para o cenário $S2$	71
Tabela 5.9. Valores da Matriz de decisão para o cenário $S3$	71
Tabela 5.10. Valores da Matriz de decisão final para o cenário $S1$	72
Tabela 5.11. Valores da Matriz de decisão final para o cenário $S2$	72
Tabela 5.12. Valores da Matriz de decisão final para o cenário $S3$	73
Tabela 5.13. Matriz de decisão final para os três cenários	73
Tabela 5.14. Índice de pertinência	74
Tabela 5.15. Valores da Matriz de decisão final do Método THOR original	75
Tabela 5.16. Valores da Matriz de decisão final do Método THOR 2	76
Tabela 5.17. Hierarquias das alternativas para todos os cenários e métodos	76

LISTA DE SÍMBOLOS

C_j	Critério n da coluna j
w_{c_j}	Peso do critério na coluna j
μ_{C_j}	Valor de pertinência para o peso do critério na coluna j .
p	Limite de preferência
q	Limite de indiferença
$g(a)$	Ganho da alternativa a em um determinado critério.
aIb	A alternativa a é indiferente a alternativa b .
aQb	A alternativa a é de preferência fraca em relação a alternativa b .
aPb	A alternativa a é de preferência forte em relação a alternativa b .
aRb	A alternativa a é incomparável a alternativa b .
a_M	Valor da média fuzzy do limite inferior do número fuzzy triangular
b_M	Valor da média fuzzy do ponto médio do número fuzzy triangular
c_M	Valor da média fuzzy do limite superior do número fuzzy triangular

Símbolos gregos

μ	Valor de pertinência
δ	Base do triângulo

Sub índices

j	Coluna
-----	--------

LISTA DE ABREVIATURAS

AHP	Processo de Análise Hierárquica
THOR	Algoritmo Híbrido de Apoio à Decisão para Processos Decisórios com Alternativas Discretas
DRSA	<i>Dominance-based Rough Ser Approach</i>
Alt.	Alternativa
Crit.	Critério
TODIM	Tomada de Decisão Interativa Multicritério
TUPS	Terminais de uso privados
ANTAQ	Agência Nacional de Transportes Aquaviários
LABTRANS	Laboratório de Transporte e Logística

1. Introdução

No ano de 2016, em uma palestra realizada no *World Economic Forum*, o professor Jonathan Cohen, diretor do *Princeton Neuroscience Institute* afirmou que, nosso cérebro para processar qualquer estímulo, utiliza uma rede de neurônios. Porém, quando um neurônio é ativado, ele inibe outros que estão conectados a ele, ou seja, o cérebro limita o número de opções disponíveis à tomada de decisão.

Partindo dessa afirmação, o processo decisório nem sempre é uma tarefa fácil. No caminho entre a organização do pensamento e a tomada de decisão, o cérebro percorre muitas veredas. Segundo a psiquiatra e geneticista Claude Robert Cloninger, da Universidade de Washington, essa caminhada se inicia considerando todas as alternativas, depois é analisada a quantidade de informações, a avaliação dos custos e benefícios, faz-se um balanço das possibilidades e seus resultados e, por fim, é elaborada a decisão. Quando existem alternativas, o cérebro considera os riscos e benefícios de uma comparação com as chances de outra, sendo esse um processo de decisão muito complexo, exigindo grande esforço mental.

Nota-se que em um processo de tomada de decisão com muitas variáveis, ocasiona ao cérebro a ativação de centenas de milhares de redes de neurônios e na desativação de outros neurônios interligados a essa rede. Implicando assim, na extrema dificuldade do processo de decisão.

Além da complexidade exigida pelo esforço mental na tomada de decisão, Hilletoft et al. (2019) salienta que, muitas vezes existe a presença de informações insuficientes ou até mesmo erradas ocasionando problemas de incerteza. A manifestação dessa incerteza poderá vincular informações confusas, com a presença de imprecisão ou até mesmo a ambiguidade.

Para Liao (1996) os seres humanos ficam mais à vontade quando definem suas preferências através de declarações verbais imprecisas ao invés de aplicar as estimativas quantitativas, pois a utilização de termos linguísticos se aproxima mais do pensamento humano e portanto, mais eficaz.

Um método muito utilizado no mundo é o Processo de Análise Hierárquica (AHP) clássico, porém Tseng e Pilcher (2019) salientam que o método se torna fragilizado por não conseguir muitas vezes representar as ideias dos decisores. Cerón et al. (2019) afirmam que os modelos de tomada de decisão precisam ser atualizados para adquirir a característica de lidar com situações em que a falta de informações, a incerteza e a subjetividade sejam permitidas em suas análises.

Os métodos que auxiliam a tomada de decisão, na grande maioria, são fundamentados na matemática clássica, ou seja, não conseguem capturar a natureza aproximada e inexata do mundo real. Nesse sentido, Karmarkar e Gilke (2018), acreditam que a teoria clássica utilizada nos algoritmos

combinada com a teoria fuzzy auxilia na capacitação quanto ao entendimento, administrando tais adversidades.

Gupta et al. (2018) defendem a junção dos métodos de tomada de decisão a teoria fuzzy, pois tal união proporciona simplicidade nas operações e lisura na resolução dos modelos nebulosos, o que não ocorre em outros modelos matemáticos clássicos.

Segundo Li (2013) o potencial da teoria fuzzy nas Ciências Sociais ainda está em processo de consolidação. Ao introduzir a teoria fuzzy aos métodos tradicionais de tomada de decisão, é possível fortificar algoritmos clássicos, permitindo maior capacidade de capturar o real significado da opinião dos decisores, sem a perda do rigor analítico das metodologias. Além disso, eleva o processo de medição, nas Ciências Sociais, a um nível totalmente novo e coerente.

Nesse contexto, o presente trabalho busca uma interpelação diferenciada, resolvendo através da teoria fuzzy, dentro de um processo decisório, os transtornos causados pela incerteza e subjetividade. O algoritmo proposto nesse trabalho, foi desenvolvido a partir do estudo realizado sobre as carências do Algoritmo Híbrido de Apoio à Decisão para Processos Decisórios com Alternativas Discretas, THOR.

A metodologia que foi utilizada no desenvolvimento do algoritmo THOR está baseada na ordenação de alternativas discretas, a qual elimina os critérios redundantes, considerando simultaneamente se a informação é dúbia, através da teoria dos conjuntos nebulosos, além da aplicação da teoria dos conjuntos aproximativos.

Embora o algoritmo THOR seja muito bem estruturado, quantificando a imprecisão com grande potencial, para usá-lo no processo de tomada de decisão multicritério ele apresenta a desvantagem com relação a entrada de dados por parte do decisor, necessitando a inserção de quatro juízos de valor, tornando-o pouco “amigável”. Nesse sentido, justificando a importância do presente trabalho, foi realizado um estudo para a construção de uma escala fuzzy, permitindo ao decisor, com relação a entrada de dados, expressar somente um juízo de valor. Além disso, os resultados obtidos, a partir da construção da nova escala, poderão ser comparados com os resultados obtidos pela metodologia THOR.

De acordo com Lubiano et al. (2016) as escalas fuzzy são utilizadas como ferramentas para medir de forma livre os atributos intrinsecamente imprecisos e até mesmo mal definidos. A liberdade inerente a escala fuzzy permite que seus usuários colem os dados com um alto nível de riqueza, precisão, expressividade, diversidade e subjetividade, sendo essas características especialmente valiosas para o processo de tomada de decisão. Benoit (2013) complementa que a inserção de uma escala fuzzy, a representação da incerteza passa a ser permitida e mensurada.

Ainda existem lacunas na literatura, sobre pesquisas que realizam estudos comparativos sobre a ordenação de resultados sugeridos por outros algoritmos multicritérios, aplicados a solução de problemas reais. De acordo com Gomes (2005), essas comparações são úteis para propor novas aplicações e, eventualmente, sugerir melhorias, visando o crescimento e a difusão das metodologias.

Com base nas informações descritas é que se propõe a seguinte hipótese de tese: desenvolver uma ferramenta computacional a partir de uma entrada de dados fuzzy, capaz de identificar e ajustar as imprecisões e ambiguidades existentes na tomada de decisão, tornando assim o processo decisório facilitador e com resultados de qualidade.

Sendo assim, o estudo realizado tem por objetivo geral desenvolver uma nova entrada de dados, a partir da construção de uma escala fuzzy, para a metodologia THOR.

Ademais, evidencia-se que os objetivos específicos consistem em: fazer uma revisão bibliográfica dos processos metodológicos do algoritmo THOR, enfatizando suas limitações; fazer uma revisão bibliográfica da teoria fuzzy; modelar a entrada de dados em um sistema fuzzy; elaborar uma planilha eletrônica, com entrada de dados fuzzy, explicitando todo o processo decisório; caracterizar a Portos RS; elaborar um instrumento capaz de mensurar a importância de cada indicador de desempenho portuário com relação aos tipos de cargas; propor uma estrutura hierárquica para os indicadores de desempenho portuário com relação aos serviços prestados aos navios e por fim verificar e comparar os resultados obtidos com o THOR original e o THOR 2.

Este trabalho está estruturado em seis seções. Após a introdução, a segunda seção apresenta o método THOR e suas características. Na terceira seção é exposto o referencial teórico da teoria fuzzy e de sua junção aos métodos multicritério. Na quarta seção é explicitada a fusão do algoritmo THOR a teoria fuzzy. Na seção subsequente tem-se a apresentação do estudo de caso. Por fim, a seção seis aborda as considerações finais e os trabalhos futuros.

2. Algoritmo THOR e suas Especificidades

O Algoritmo Híbrido de Apoio Multicritério a Decisão para Processos Decisórios com alternativas Discretas, acrônimo THOR, foi desenvolvido pelo Professor Carlos Francisco Simões Gomes, no ano de 1999, em sua tese de doutorado. Tendo sua fundamentação alicerçada na eliminação dos critérios redundantes e monitoramento da imprecisão.

Gomes (2005), afirma que o algoritmo é fundamentado tanto na escola americana, através da aplicação da teoria da utilidade e multicritério, quanto na escola francesa que utiliza a modelagem de preferência. Conforme Gomes e Gomes (2014), o THOR utiliza a teoria da utilidade para avaliar o valor das alternativas em situações complexas, a modelagem de preferência para indicar as relações de sobreclassificação e a teorias multiatributo, com o intuito de apresentar a dominância e a hierarquia de valores das alternativas. Além disso, o método também emprega a teoria dos conjuntos nebulosos, a qual juntamente com a teoria dos conjuntos aproximativos trata da nebulosidade, imprecisão e indiscernibilidade.

Segundo Palak (1982), *Dominance-Based Rough Set Approach*, a DRSA, também conhecida como teoria dos conjuntos aproximativos, utilizada no THOR em parceria com outras teorias, tem por objetivo tratar a incerteza e a classificação aproximada. Gomes e Gomes (2019), ainda complementam que a teoria dos conjuntos aproximativos é caracterizada por um conjunto de elementos que não podem ser definidos de forma precisa com os atributos aplicados no estudo em questão, possuindo assim a relação de indiscernibilidade, como também a capacidade de identificação das peculiaridades a serem eliminadas.

Slowinski, Greco e Matarazzo (2012) acrescentam que a relação de indiscernibilidade na DRSA pode ser substituída por uma relação de dominância na aproximação irregular da classe de decisão. Sendo assim, existe a possibilidade de lidar com as inconsistências sem que essas precisem ser removidas antes da análise.

Simultaneamente com a DRSA, o algoritmo THOR aplica a teoria dos conjuntos nebulosos, igualmente denominada de teoria Fuzzy. Para Zadeh (1965) a teoria fuzzy visa dar um tratamento matemático para as informações imprecisas, quantificando-as mediante a introdução de variáveis linguísticas e inserção dos graus de pertinência, os quais determinam a veracidade da informação definida pelo decisor.

Gomes e Gomes (2019) atestam que o emprego da DRSA e da teoria nebulosa, no formato individual ou síncrona, dispõe as metodologias que se alicerçam nelas um forte ganho na modelagem das imprecisões, tornando-as mais aderente a realidade. Alencar e Costa (2002) integram, que no

THOR, a união das teorias, averiguar se o descarte de um critério irrelevante ocasiona a nebulosidade do sistema um acréscimo. Importante salientar, que o método apenas informa o critério em que ocorre este aumento, ficando a cargo do decisor a questão da remoção ou não do mesmo.

Conforme Gomes, Gomes e Valle (2002), são necessários doze passos, divididos em 5 etapas, para a aplicação do algoritmo THOR. São eles: identificação, atribuição, classificação, comparação e escolha, como pode ser visto na Fig.2.1 e explicitada ao longo do texto.

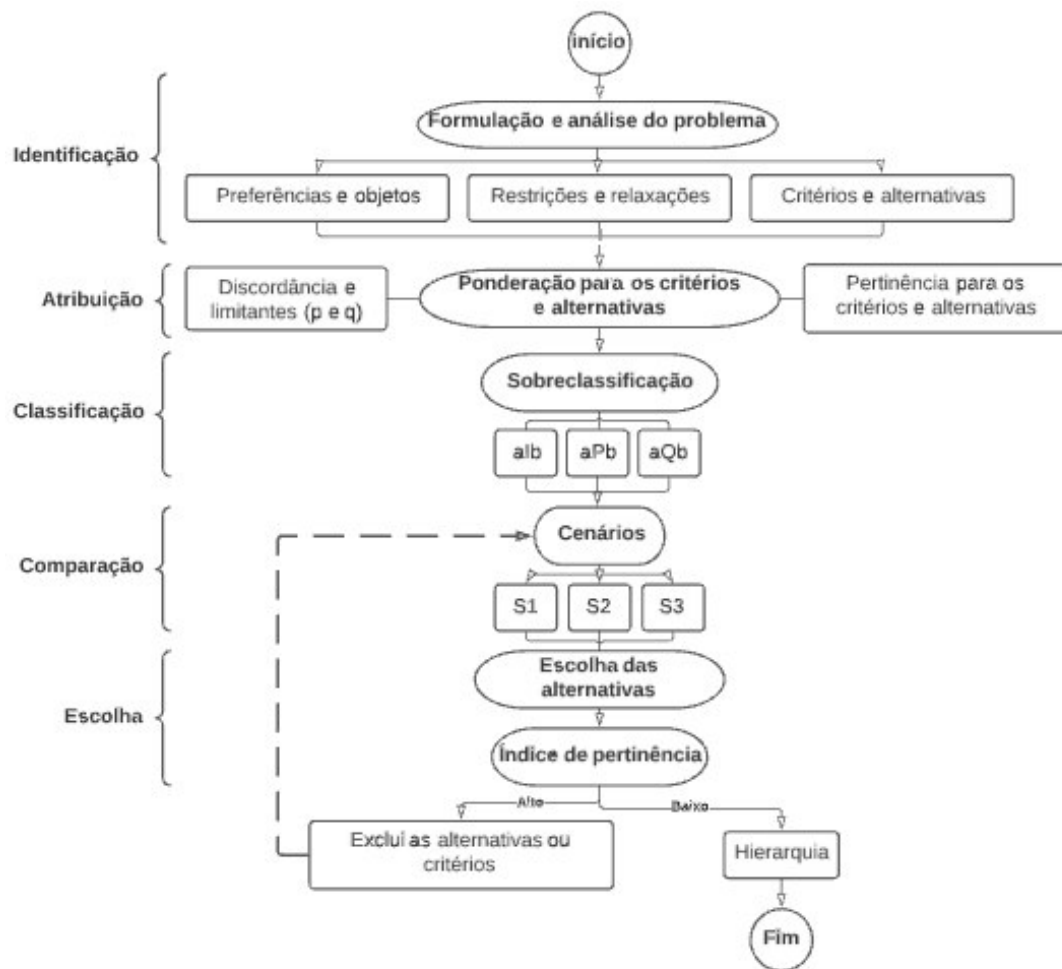


Figura 2.1– Passos do Algoritmo THOR

A primeira etapa é responsável pela identificação, formulação e análise do problema. Além disso, nessa etapa também ocorre a definição de objetos e preferências, sendo estes relevantes para o problema a ser trabalhado, assim como na identificação das restrições e das relaxações. Outro aspecto nessa etapa está relacionado ao discernimento dos critérios e das alternativas, através dos mapas cognitivos, diagrama de espinha de peixe e do *brainstorm*.

A segunda etapa consiste na atribuição, por parte do decisor, dos pesos e do grau de pertinência para todos os critérios e alternativas, utilizando as duas escalas de acordo com Gomes et al. (2002). A primeira escala é aplicada para as classificações dos critérios e das alternativas, sua variação depende da designação do problema a ser estudado. Já a segunda escala, concede ao decisor a responsabilidade pela determinação do grau de pertinência ou também conhecido como grau de certeza. Para cada uma das ponderações estabelecidas fica definido no intervalo $[0,1]$, sendo 1 uma decisão plenamente segura e 0 uma decisão totalmente insegura. Gomes et al. (2006) salientam que esta quantificação da imprecisão dos pesos, atribuída pelo decisor, é relevante para o método THOR, fornecendo assim maior segurança aos resultados apresentado pela metodologia.

Ademais, é nesta etapa que ocorre a determinação da discordância para cada critérios e a definição dos limites de preferência, $p \geq 0$ e de indiferença, $q \geq 0$, para cada critério. Segundo Gomes e Costa (2015) os limites de preferência e indiferença, servem para controlar suas intensidades. Gomes et al. (2002) complementa que a discordância pode ser interpretada, como o limite máximo de aceitação da preferência com relação aos critérios, ficando assim assegurado o fato de que nenhuma preferência de um determinado critério seja maior que a discordância.

A etapa subsequente é encarregada da sobreclassificação das alternativas, sendo elas designadas como: indiferentes, preferência fraca e estrita. São definidas, respectivamente, pelo formalismo (2.1), (2.2) e (2.3). É possível, notar que ambas sobreclassificações, utilizam como suporte os limites p e q definidos anteriormente.

$$\text{Indiferente} \quad aI_jb \quad -q \leq |g(a) - g(b)| \leq q \quad (2.1)$$

$$\text{Preferência fraca} \quad aQ_jb \quad q < |g(a) - g(b)| \leq p \quad (2.2)$$

$$\text{Preferência estrita} \quad aP_jb \quad g(a) - g(b) > p \quad (2.3)$$

Onde $g(a)$ e $g(b)$ representam o ganho das alternativas a e b quando comparadas dentro de um mesmo critério.

Para Gomes et al. (2006) o limiar de indiferença é aplicado como o limite superior para sua respectiva sobreclassificação. Além disso, o formalismo (2.1) pode ser interpretado como, uma comparação pareada entre duas alternativas a e b em relação a determinado critério. Não é possível garantir que, uma determinada alternativa possua preferência estrita ou até mesmo fraca com relação a outra alternativa quando o módulo da diferença entre o ganho das alternativas a e b na comparação de determinado critério, for menor que um limitante q .

Roy e Bouyssson (1993) apresentam que o limiar de preferência é definido como limite inferior, como pode ser visto através de (2.3). Sendo assim, quando o valor da diferença entre o ganho das alternativas a e b for inferior ao limite p , não terão evidências matemáticas de que a sobreclassificação é de preferência estrita. Nesse caso, a sobreclassificação mais adequada será a de preferência fraca.

A sobreclassificação, executada no algoritmo THOR, considerando duas alternativas a e b , denotadas como: aPb preferência estrita, aQb preferência fraca e aIb preferência indiferente ocorre da seguinte forma:

- O peso atribuído pelo decisor, em uma situação de preferência aPb , será mantido.
- O peso atribuído pelo decisor, em uma situação de preferência aQb , sofrerá uma correção. Essa correção é calculada através do produto entre os pesos e o fator nebuloso. O fator nebuloso será obtido através da média aritmética entre os valores de pertinência das alternativas a e b num dado critério.
- O peso atribuído pelo decisor, em uma situação aIb , será a metade do peso do critério.

A quarta etapa está vinculada a comparação entre as alternativas, por meio da construção de três cenários, definidos por funções aditivas não transitiva. As relações de sobreclassificação assumem um protagonismo nesta fase, pois conforme Gomes et al. (2006) além de indicar as relações de dominância, também possuem um quantitativo numérico, sendo este capaz de representar numericamente tal superioridade.

Os cenários são definidos respectivamente pelo formalismo (2.4), (2.5) e (2.6).

$$S_1: \sum_{j=1}^n (w_j | aP_j b) > \sum_{j=1}^n (w_j | aQ_j b + aI_j b + aR_j b + bQ_j a + bP_j a) \quad (2.4)$$

$$S_2: \sum_{j=1}^n (w_j | aP_j b + aQ_j b) > \sum_{j=1}^n (w_j | aI_j b + aR_j b + bQ_j a + bP_j a) \quad (2.5)$$

$$S_3: \sum_{j=1}^n (w_j | aP_j b + aQ_j b + aI_j b) > \sum_{j=1}^n (w_j | aR_j b + bQ_j a + bP_j a) \quad (2.6)$$

Ao observar as desigualdades acima, é possível notar que os três cenários levam em consideração em suas pontuações casos diversificados das sobreclassificações. Para Cardoso et al. (2009) o cenário S_1 pontuará somente a atratividade da alternativa que, quando comparada as demais,

apresenta preferência estrita. Este cenário é considerado o mais exigente quando comparado com os outros cenários, pois possui uma maior sensibilidade, ou seja, uma pequena diferença na classificação de uma alternativa com relação a outra alternativa resultará numa melhor pontuação.

A quinta etapa é caracterizada pelo processo de escolha da alternativa. Nesta etapa o grau de imprecisão é determinado a partir do grau de pertinência já estabelecido. O grau de pertinência será responsável pela indicação tanto dos critérios quanto das alternativas que serão excluídos do modelo. O procedimento para a exclusão está atrelado ao valor deste grau, se este for elevado, remove-se a alternativa ou critério que causa esta influência e realimenta o sistema, caso contrário, o modelo fornecerá a hierarquia das alternativas.

Uma análise de sensibilidade pode ser realizada com relação aos limitantes e o valor de discordância. Porém, se esta análise é executada as classificações devem ser atualizadas e os cenários recalculados. Cabe salientar, que o decisor é quem escolhe a melhor alternativa, pois a metodologia THOR, apenas sugere uma ordenação.

Para se ter um melhor entendimento da funcionalidade do método THOR, será apresentado um exemplo fictício, salientando todas as etapas e os processos matemáticos envolvidos na metodologia, conforme apresentadas na Fig.2.1.

1ª Etapa - Identificação

O problema irá conter: três alternativas e três critérios.

Para o problema apresentado, a responsabilidade das ponderações e definições será de apenas um decisor.

2ª Etapa - Atribuição

Os valores limitantes, as ponderações e as pertinências são determinadas. Especificamente para o problema serão os seguintes limitantes.

$$\textit{Limite de preferência (p)} = 1$$

$$\textit{Limite de indiferença (q)} = 0,5$$

$$\textit{Discordância (d)} = 4$$

Além dos valores supracitados, a matriz de decisão e sua respectiva matriz de pertinência, são

definidas pelo decisor. A seguir, representadas por tabelas, seguem as matrizes de Ponderação e Pertinência,

Matriz das Ponderações				Matriz das Pertinências			
<i>Alt./ crit.</i>	C_1	C_2	C_3	<i>Alt./ crit.</i>	C_1	C_2	C_3
a_1	3	5	7	a_1	0,7	0,5	0,8
a_2	1	4	6,7	a_2	1	0,6	0,9
a_3	2	3	5	a_3	0,7	1	1
<i>Peso dos critérios (w)</i>	7	7	7	<i>Peso dos critérios (w)</i>	1	1	1

Importante salientar que todos os critérios foram avaliados com base na mesma escala, com seis classes e no intervalo de 1 a 11.

3ª Etapa - Classificação

Nessa etapa, deve-se calcular a diferença entre as alternativas para cada critério. A partir desta informação, será possível sobreclassificar as alternativas, sendo essas estabelecidas, conforme (2.1), (2.2), (2.3) e adotando os valores limitantes conforme apresentado na etapa anterior. Logo, as sobreclassificações serão dadas pelo formalismo a seguir.

$$\text{Indiferente} \quad aI_jb \quad -0,5 \leq |g(a) - g(b)| \leq 0,5 \quad (2.7)$$

$$\text{Preferência fraca} \quad aQ_jb \quad 0,5 < |g(a) - g(b)| \leq 1 \quad (2.8)$$

$$\text{Preferência estrita} \quad aP_jb \quad g(a) - g(b) > 1 \quad (2.9)$$

Calculando as diferenças para a alternativa a_1 com relação a alternativa a_2 , obtém-se a tabela representando os valores da Matriz das Ponderações e Pertinências como:

Valores da Matriz das Ponderações			
<i>Alt./ crit.</i>	C_1	C_2	C_3
a_1	3	5	7
a_2	1	4	6,7
<i>Diferença</i>	2	1	0,3

Valores da Matriz das Pertinências			
<i>Alt./ crit.</i>	C_1	C_2	C_3
a_1	0,7	0,5	0,8
a_2	1	0,6	0,9

<i>Peso dos critérios (w)</i>	7	7	7
-------------------------------	---	---	---

<i>Peso dos critérios (w)</i>	1	1	1
-------------------------------	---	---	---

Na tabela supracitada, para o critério C_1 , tem-se a diferença calculada. Essa diferença, quando comparada com o formalismo (2.7), (2.8) e (2.9), é maior que o valor limitante de preferência (p). Portanto, com relação ao critério C_1 é possível afirmar que a alternativa a_1 é preferível de forma estrita a alternativa a_2 . Logo, para o critério C_1 tem-se a_1Pa_2 com peso (w) mantido.

Na tabela supracitada, para o critério C_2 , o valor da diferença satisfaz (2.8), ou seja, a_1 possui preferência fraca com relação a alternativa a_2 . Logo, o peso do critério C_2 deverá sofrer um ajuste. O ajuste é calculado a partir do produto entre o fator nebuloso e o peso do critério C_2 .

O fator nebuloso é definido pela média aritmética dos valores mostrados na tabela de pertinência, para as alternativas e o critério correspondente a sobreclassificação preferência fraca. Neste caso, obtém-se o seguinte valor para o fator nebuloso.

$$\bar{x} = \frac{\text{pertinência de } C_2 + \text{pertinência de } a_1 + \text{pertinência de } a_2}{3} = \frac{1 + 0,5 + 0,6}{3} = 0,7$$

O valor do fator nebuloso será de 0,7 e deverá ser multiplicado pelo peso do critério C_2 , ou seja, uma penalização deverá ser realizada. Assim, o novo peso de C_2 será:

$$\text{fator nebuloso} * \text{peso de } C_2 = 0,7 * 7 = 4,9$$

Portanto, para o critério C_2 tem-se a_1Qa_2 com o peso de 4,9.

Para o critério C_3 , a diferença entre as ponderações das alternativas é de 0,3, nota-se que essa ponderação satisfaz o formalismo (2.7). Assim, as alternativas a_1 e a_2 são indiferentes com relação ao critério C_3 . Logo, como a sobreclassificação apresenta indiferença, o peso do critério C_3 será reduzido a metade.

Portanto, para o critério C_3 , tem-se a_1Ia_2 com peso de 3,5.

Finalizando, a comparação das alternativas a_1 e a_2 com relação aos três critérios, apresenta-se a nova ponderação para as sobreclassificações

$$a_1Pa_2 = 7$$

$$a_1Qa_2 = 4,9$$

$$a_1Ia_2 = 3,5$$

O processo comparativo, realizado anteriormente, deve ser executado fazendo a combinação entre todos os pares de alternativas. Assim, sendo necessário realizar a comparação entre as alternativas a_1 com a_3 e a_2 com a_3 , conforme o exemplo aplicado.

Com relação a comparação das alternativas a_1 e a_3 , tem-se as seguintes sobreclassificações e suas respectivas ponderações:

$$a_1Pa_3 = 7 + 7 = 14$$

$$a_1Qa_3 = 5,6$$

Para a comparação entre as alternativas a_2 e a_3 , encontram-se as seguintes sobreclassificações e suas ponderações ajustadas, conforme apresentadas a seguir:

$$a_3Qa_2 = 6,3$$

$$a_2Qa_3 = 6,09$$

$$a_2Pa_3 = 7$$

De posse das sobreclassificações, então é possível partir para a próxima etapa.

4ª Etapa - Comparação

Para a construção dos cenários, deve-se substituir os valores das sobreclassificações, nos somatórios representados pelo formalismo (2.4), (2.5) e (2.6). As comparações devem ser realizadas de forma pareada para cada um dos cenários, sendo eles: S_1 , S_2 e S_3 .

Cenário S_1

- Comparação das alternativas a_1 e a_2 com relação ao cenário S_1 .

Substituindo os valores de sobreclassificação em (2.4), tem-se:

$$S_1: 7 > 4,9 + 3,5$$

Como $7 < 8,4$, tem-se que a alternativa a_1 não domina a_2 . Porém, ao observar a matriz das ponderações, é possível notar que a_1 domina a_2 em todos critérios. Logo, quando esse tipo de situação ocorre, é necessária uma verificação para confirmar se a dominância será mantida. Assim, deve ser calculada a diferença entre o peso da alternativa e o peso do critério em que existe a dominância, isto quer dizer, a dominância contrária informada pela inequação. Neste caso é calculada a diferença, entre os pesos da alternativa a_1 e os critérios C_1 , C_2 e C_3 , na forma pareada individual.

Assim, calculando a diferença entre os pesos da alternativa a_1 e o critério C_1 , tem-se:

$$Peso(a_1) - Peso(C_1) = 3 - 7 = -4$$

Como o valor da diferença encontrada é menor que o valor da discordância, é possível afirmar que a_1 realmente não domina a_2 em relação a C_1 .

Para o critério C_2 , tem-se:

$$Peso(a_1) - Peso(C_2) = 5 - 7 = -2$$

Tem-se que a diferença encontrada também é menor que a discordância. Assim, a_1 realmente não domina a_2 em relação a C_2 .

Por fim, para o critério C_3 , tem-se:

$$Peso(a_1) - Peso(C_3) = 7 - 7 = 0$$

Onde, novamente tem-se que o valor da diferença encontrada é menor que a discordância. E, portanto a_1 realmente não domina a_2 em relação a C_3 .

- Comparação das alternativas a_2 e a_1 com relação ao cenário S_1 .

Utilizando os mesmos valores de sobreclassificação pela comparação das alternativas a_1 com a_2 e substituindo em (2.4), tem-se:

$$S_1: 0 > 7 + 4,9 + 3,5$$

A partir do resultado obtido é possível afirmar que a_2 não domina a_1 . Tal afirmação pode ser constatada na matriz das ponderações.

Portanto, a conclusão do cenário S_1 para as alternativas a_1 e a_2 , é realizada com base nas comparações pareadas das alternativas envolvidas no processo. Logo, como em ambas comparações, não houve a dominância de uma alternativa sobre a outra, então é possível concluir que a_1 e a_2 são iguais para o decisor. Nesse caso a matriz final dos cenários receberá a ponderação 0,5.

- Comparação das alternativas a_1 e a_3 com relação ao cenário S_1 .

Aplicando os valores da sobreclassificação correspondente alternativas a_1 e a_3 , e substituindo em (2.4), tem-se:

$$S_1: 14 > 5,6$$

Logo, a_1 domina a_3 . Essa afirmação pode ser verificada na matriz das ponderações.

- Comparação das alternativas a_3 e a_1 com relação ao cenário S_1 .

$$S_1: 0 > 14 + 5,6$$

Logo, a_3 não domina a_1 . Essa afirmação pode ser verificar na matriz das ponderações.

Como os resultados satisfazem a desigualdade, a conclusão do cenário, fica vinculada a um ajuste nas ponderações que irão compor a matriz final. Para a alternativa a_1 o cálculo é dado pela razão do somatório dos pesos das sobreclassificações em que a alternativa a_1 domina a_3 pelo somatório de todos os pesos das sobreclassificações. Analogamente, o cálculo é realizado para a alternativa a_3 .

$$a_1 = \frac{14 + 5,6}{14 + 5,6} = 1 \quad e \quad a_3 = \frac{0}{14 + 5,6} = 0$$

Portanto os pesos obtidos, para concluir o cenário S_1 , para as alternativas a_1 e a_3 serão respectivamente, 1 e 0. Esses pesos compõem a matriz final dos cenários

- Comparando as alternativas a_2 e a_3 com relação ao cenário S_1 , tem-se que a_2 não domina a_3 . Já na comparação contrária, a_3 não domina a_2 . Logo, como em ambas comparações, não houve a dominância de uma alternativa sobre a outra, então é possível concluir que a_2 e a_3 são iguais para o decisor. Nesse caso, a matriz final dos cenários receberá ponderação no valor de 0,5.

Antes da finalização e construção da matriz final dos cenários, é relevante uma última análise. Essa

análise é realizada a partir da comparação dos pesos das alternativas, encontrados na matriz do cenário e o valor limitante q . Quando o peso da alternativa for menor que o valor limitante q , a pontuação na matriz final do cenário assumirá o valor 0. Caso contrário, o valor será mantido.

Após, analisadas todas as comparações entre as alternativas, a matriz final do cenário S_1 é obtida:

$$\begin{array}{c} a_1 \quad a_2 \quad a_3 \\ \begin{array}{c} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{array} \begin{bmatrix} 0 & 0,5 & 1 \\ 0,5 & 0 & 0,5 \\ 0 & 0,5 & 0 \end{bmatrix}, \text{ com somatório das linhas iguais a } \begin{bmatrix} 1,5 \\ 1 \\ 0,5 \end{bmatrix} \end{array}$$

Cenário S_2

- Comparação das alternativas a_1 e a_2 com relação ao cenário S_2 .

Substituindo os valores de sobreclassificação em (2.5), tem-se:

$$S_2: 7 + 4,9 > 3,5$$

Como $11,9 > 3,5$, a_1 domina a_2 . Além disso, ao observarmos a matriz das ponderações é possível notar que a alternativa a_1 realmente domina a_2 .

- Comparação das alternativas a_2 e a_1 para o cenário S_2 .

É constatado que a_2 não domina a_1 , como pode ser visto na matriz das ponderações.

Para a conclusão do cenário deverá ser efetuado o ajuste sobre a ponderação da sobreclassificação. O cálculo desse ajuste é análogo ao cálculo realizado na comparação entre as alternativas a_1 e a_3 para o cenário S_1 , sendo assim efetuado.

$$a_1 = \frac{7 + 4,5 + 3,5}{7 + 4,5 + 3,5} = 1 \quad e \quad a_2 = \frac{3,5}{7 + 4,5 + 3,5} \cong 0,23$$

Portanto os pesos encontrados, na conclusão do cenário S_2 , para as alternativas a_1 e a_2 , serão respectivamente, 1 e 0,23 na composição da matriz final dos cenários.

- Comparação das alternativas a_1 e a_3 com relação ao cenário S_2 .

Aplicando os valores das sobreclassificações em (2.5), observa-se que a_1 domina a_3 .

- Comparação das alternativas a_3 e a_1 com relação ao cenário S_2 .

Nesse caso, a_3 não domina a_1 .

Novamente, o ajuste nas ponderações das sobreclassificações deverá ser realizado.

$$a_1 = \frac{7 + 7 + 5,6}{7 + 7 + 5,6} = 1 \quad e \quad a_3 = \frac{0}{7 + 7 + 5,6} = 0$$

Portanto, os pesos obtidos na conclusão do cenário S_2 para as alternativas a_1 e a_3 serão respectivamente, 1 e 0 na composição da matriz final dos cenários.

- Comparação das alternativas a_2 e a_3 com relação ao cenário S_2 .

Nesse caso, tem-se que a_2 domina a_3 .

- Comparação das alternativas a_3 e a_2 com relação ao cenário S_2 .

Nesse caso, tem-se que a_3 não domina a_2 .

Logo, o ajuste as ponderações das sobreclassificações das alternativas a_2 e a_3 deverá ser realizado.

$$a_2 = \frac{6,09 + 7}{6,09 + 7 + 6,3} \cong 0,67 \quad e \quad a_3 = \frac{6,3}{6,09 + 7 + 6,3} \cong 0,32$$

Quando realizada a última análise, observa-se na matriz do cenário S_2 , que o valor 0,23 situado na posição linha 2 coluna 1 é menor que o valor $q = 0,5$. Logo, nessa posição da matriz, o valor 0,23 é substituído pelo valor 0.

$$\begin{array}{c} \text{Matriz do Cenário } S_2 \end{array} \quad \begin{array}{ccc} & a_1 & a_2 & a_3 \\ \begin{array}{c} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{array} & \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 \\ \mathbf{0,23} & 0 & 0,67 \\ 0 & \mathbf{0,32} & 0 \end{bmatrix} \end{array} \quad \rightarrow \quad \begin{array}{c} \text{Matriz do Cenário } S_2 \end{array} \quad \begin{array}{ccc} & a_1 & a_2 & a_3 \\ \begin{array}{c} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{array} & \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 \\ \mathbf{0} & 0 & 0,67 \\ 0 & \mathbf{0} & 0 \end{bmatrix} \end{array}$$

Finalizado todos os cálculos, tem-se a seguinte matriz final do cenário S_2 .

$$\begin{array}{c} \text{Matriz do Final do Cenário } S_2 \end{array} \quad \begin{array}{ccc} & a_1 & a_2 & a_3 \\ \begin{array}{c} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{array} & \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 \\ \mathbf{0} & 0 & 0,67 \\ 0 & \mathbf{0} & 0 \end{bmatrix} \end{array} \quad \text{com somatório das linhas iguais a} \quad \begin{bmatrix} 2 \\ 0,67 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Cenário S_3

- Comparação das alternativas a_1 e a_2 com relação ao cenário S_3 .

Aplicando os valores de sobreclassificação para as alternativas a_1 e a_2 na expressão Eq.(2.7), tem-se:

$$S_3: 7 + 4,9 + 3,5 > 0$$

Como $15,4 > 0$, a_1 domina a_2 .

- Comparação das alternativas a_2 e a_1 .

Nesse caso, tem-se que a_2 não domina a_1 .

Logo, o ajuste da ponderação da sobreclassificação deverá ser realizado. Os valores calculados abaixo, deverão compor a matriz final das ponderações do cenário S_3 .

$$a_1 = \frac{7 + 4,9 + 3,5}{7 + 4,9 + 3,5} = 1 \quad e \quad a_2 = \frac{3,5}{7 + 4,9 + 3,5} \cong 0,23$$

Portanto, os pesos para as alternativas a_1 e a_2 serão respectivamente, 1 e 0,23.

- Comparação das alternativas a_1 e a_3 .

Nesse caso, tem-se que a_1 domina a_3 .

- Comparando as alternativas a_3 e a_1 .

Nesse caso, tem-se que a_3 não domina a_1 .

Novamente, o ajuste das ponderações na sobreclassificação deverá ser efetuado, conforme mostrado a seguir:

$$a_1 = \frac{7 + 7 + 5,6}{7 + 7 + 5,6} = 1 \quad e \quad a_3 = \frac{0}{7 + 7 + 5,6} = 0$$

- Comparação das alternativas a_2 e a_3 .

Nesse caso, tem-se que a_2 domina a_3 .

- Comparação das alternativas a_3 e a_2

Nesse caso é possível afirmar que a_3 não domina a_2 .

Logo, as ponderações deverão ser ajustadas para as alternativas a_2 e a_3 .

$$a_2 = \frac{6,09 + 7}{6,09 + 7 + 6,3} \cong 0,67 \quad e \quad a_3 = \frac{6,3}{6,09 + 7 + 6,3} \cong 0,32$$

Quando realizada a última análise, observa-se na matriz do cenário S_3 , que o valor 0,23 situado na posição linha 2 coluna 1 é menor que o valor $q = 0,5$. Logo, nessa posição da matriz, o valor 0,23 é substituído pelo valor 0.

$$\begin{array}{c} \text{Matriz do Cenário } S_3 \end{array}
 \begin{array}{c} a_1 \quad a_2 \quad a_3 \\ \begin{array}{l} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{array} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 \\ \mathbf{0,23} & 0 & 0,67 \\ 0 & \mathbf{0,32} & 0 \end{bmatrix} \end{array}
 \rightarrow
 \begin{array}{c} \text{Matriz do Cenário } S_3 \end{array}
 \begin{array}{c} a_1 \quad a_2 \quad a_3 \\ \begin{array}{l} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{array} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 \\ \mathbf{0} & 0 & 0,67 \\ 0 & \mathbf{0} & 0 \end{bmatrix}$$

Analizadas todas as comparações entre as alternativas, tem-se como matriz final do com relação ao cenário S_3 .

$$\begin{array}{c} \text{Matriz do Final do Cenário } S_3 \\ \begin{array}{c} a_1 \quad a_2 \quad a_3 \\ \begin{array}{l} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{array} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 \\ \mathbf{0} & 0 & 0,67 \\ 0 & \mathbf{0} & 0 \end{bmatrix} \end{array} \text{ com somatório das linhas iguais a } \begin{bmatrix} 2 \\ 0,67 \\ 0 \end{bmatrix}$$

5ª Etapa - Escolha

Nessa etapa é necessária a definição do índice de pertinência para os critérios e alternativas. Esse índice é determinado através da média aritmética das pertinências dos pesos definidos pelo decisor. No caso do exemplo apresentado, para o peso dos critérios, o índice de pertinência é 1, ou seja, o decisor apresentou o grau de certeza e veracidade nas suas respostas de 100%. Já para as alternativas, este índice é de 0,8, ou seja, o mesmo mostra o quanto o decisor é coerente e coeso com suas ponderações.

Devido ao valor elevado do índice de pertinência para os critérios e alternativas, não existe possibilidade de remoção, com isso implicando em baixa nebulosidade do sistema. Caso contrário, existe a possibilidade de remoção dos critérios e alternativas devido ao índice reduzido ou baixo grau de pertinência.

Importante salientar que a opção, de remover ou não remover critérios e alternativas, é de responsabilidade do decisor. O método THOR, apenas sugere uma hierarquia.

Para o exemplo desenvolvido, as hierarquias estão apresentadas na tabela abaixo:

<i>Alt./ Cenários</i>	S_1	S_2	S_3
a_1	1,5	2	2
a_2	1	0,67	0,67
a_3	0,5	0	0

Uma possível interpretação para os resultados, seria de que a alternativa a_1 predomina as demais, seguida pela alternativa a_2 e por fim pela alternativa a_3 .

Para o decisor, o método THOR hierarquizou as alternativas e ressaltou a importância da alternativa a_1 quando comparada as demais. Esta será a principal alternativa a ser alterada ou até mesmo escolhida pelo decisor.

Após a apresentação do exemplo baseado nas especificidades e funcionalidades do método THOR, a próxima seção irá destacar as principais aplicações em problemas reais e o aprimoramento do mesmo.

2.1. Aplicabilidade e evolução do Método THOR

A partir do surgimento do algoritmo THOR, sua aplicabilidade vem ganhando espaço e aplicação nas mais diversas áreas do conhecimento. De forma resumida, a Tab. 2.1 apresenta os principais trabalhos que aplicaram a metodologia.

Tabela 2.1. *Review* das aplicações do THOR

Autores	Aplicação
Gomes et al. (2001)	Aplicação do método THOR juntamente com o método ALINA na seleção de pessoal.
Gomes et al. (2008)	Aplicação na escolha do local mais favorável ao descarte de resíduos plásticos, e resíduos de construção e demolição.
Tostes e Gomes (2005)	Aplicação para auxiliar na escolha de um equipamento a laser.
Vieira et al. (2006)	Aplicação e análise conjunta na escolha portuária e avaliação do potencial de concentração de cargas.
Gomes et al. (2007)	Aplicação no transporte e acondicionamento de imunobiológicos.

Gomes et al. (2008)	Aplicação do THOR juntamente com o TODIM para a avaliação de imóveis residenciais para aluguel.
Gomes et al. (2011)	Novamente, uma junção das metodologias THOR e TODIM, são aplicadas na escolha da tecnologia para o tratamento de água de lastro.
Barud et al. (2020)	Aplicação no auxílio da escolha da melhor forma de implantação de um <i>hospital information system</i> (HIS) na Marinha do Brasil.
Gomes e Costa (2015)	Aplicação na escolha da tecnologia de cartão de crédito.
Gomes e Maia (2013)	Aplicação na identificação do tipo de biomassa a ser utilizado na geração de energia renovável.

De acordo com a tabela anterior, o THOR é um método consolidado o qual poderá ser amplamente aplicado. Além disso, o algoritmo THOR é muito bem fundamentado, proporcionando significativas contribuições ao AMD, porém ainda sem ascensão mundial. Nesse sentido, um dos aspectos que fragilizam sua aplicabilidade é a necessidade do grande esforço cognitivo utilizado por parte do decisor. Em relação as cinco etapas (identificação, atribuição, classificação, comparação e escolha) o decisor tem responsabilidade cognitiva sobre três delas, as quais serão explicitadas na sequência.

Na etapa de identificação, o decisor juntamente com os demais envolvidos auxilia na formulação e análise do problema, assim como na definição dos critérios e alternativas.

Já na etapa de atribuição, o decisor informa as ponderações para os critérios e as alternativas bem como suas respectivas pertinências. Em outras palavras, sobre cada avaliação o decisor deverá, dentro do intervalo $[0,1]$, ser capaz de informar o grau de certeza de suas respostas, sendo 0 nenhuma certeza e 1 total certeza. Além disso, para cada critério o decisor deverá definir o valor da discordância e dos limitantes, sendo estes encarregados das diferenças que são relevantes e irrelevantes para o decisor.

As etapas de classificação e comparação ocorrem sem a intervenção do decisor. Nessas etapas são realizadas a sobreclassificação das alternativas com relação a cada um dos critérios de forma pareada. Elas também são responsáveis pela construção dos três cenários incumbidos pela pontuação da atratividade.

Na etapa de escolha, é verificada a veracidade do modelo proposto, através do índice de pertinência. Neste estágio, o decisor a partir do índice de pertinência possui a responsabilidade de excluir ou não determinado critério ou alternativa que possa aumentar a imprecisão do sistema. Desse modo se, o decisor optar pela exclusão, então será necessário voltar a etapa de comparação

realimentando o sistema. Caso contrário, é estabelecida a hierarquia e o algoritmo THOR é finalizado. A Figura 2.2, através de um infográfico, apresenta essas etapas.



Figura 2.2– Funcionalidades do THOR

Tenório et al. (2020), menciona que outro aspecto que influencia na aplicação limitada da metodologia THOR à pesquisadores nacionais consiste na descontinuidade no desenvolvimento do sistema de apoio à decisão e no aperfeiçoamento do algoritmo, ambos afetados pela complexidade da metodologia adotada.

Com o intuito de aperfeiçoar o THOR, Gomes et al. (2021) propõem uma evolução axiomática na metodologia, desenvolvendo assim o método denominado por THOR 2. A principal diferença entre as duas metodologias ocorre apenas na ponderação em relação a sobreclassificações.

Da mesma forma como no algoritmo THOR, o algoritmo THOR 2 mantém a ponderação do critério para a preferência forte, como também mantém a metade da ponderação para a preferência de indiferença. No entanto, para a preferência fraca é aplicada um novo formalismo para o rebaixamento do peso do critério, sendo este calculado através da razão entre a metade do peso do critério pela totalidade do peso. Mais detalhes, pode ser encontrado em Gomes et al. (2021).

Acredita-se que o algoritmo THOR 2 melhorou o algoritmo THOR com relação a ponderação de sobreclassificação, na medida em que atribui a essa classificação toda a incerteza definida pelo decisor. Porém, tanto o THOR quanto a nova versão, THOR 2, continuam exigindo do decisor uma grande sobrecarga cognitiva.

A sobrecarga cognitiva, ocorre quando o decisor opta por estabelecer um juízo de valor para cada critério e alternativa, incluindo os valores para os vetos, tornando o processo exaustivo, conforme a etapa de atribuição mostrada na Fig. 2.1. Assim, com o sucesso da teoria fuzzy, buscando minimizar a fragilidade apontada nos algoritmos com relação a entrada de dados, o presente estudo propõe uma atualização no algoritmo THOR, a partir da inclusão de uma escala de medida fuzzy.

O próximo capítulo é dedicado ao entendimento da teoria fuzzy, definições e fundamentos matemáticos, os quais servirão de base para a atualização do método THOR.

3. Teoria Fuzzy: Ancestralidade e suas Derivações

A teoria fuzzy é o resultado de uma evolução teórica, pois com o passar dos tempos houve a necessidade de uma melhor compreensão dos problemas do mundo real. Além disso, as informações necessitavam ser bem representadas através de uma modelagem o que não era possível utilizando teorias pioneiras. Sendo assim, com o intuito de proporcionar um melhor entendimento, uma explanação de forma resumida sobre as teorias que antecedem e sucedem a teoria fuzzy será realizada.

Inicia-se com a proposta de Aristóteles, conhecida como teoria Clássica, a qual dominou o raciocínio científico ocidental até o século XIX. Sua principal característica consiste no pertencimento de um elemento a um determinado conjunto, que na forma numérica recebe o valor 1 quando pertence ao conjunto e 0 caso contrário. E, na forma qualitativa recebe o rótulo de verdadeiro e falso respectivamente.

A partir das aplicações da lógica Clássica, foi observada uma limitação, pois a utilização de valores intermediários ao pertencimento do elemento a um determinado conjunto não era permitida. Segundo Quiroga e Moreno (2016) tal limitação existia devido aos dois pilares da lógica Clássica, sendo eles: o princípio da não contradição e a lei do terceiro excluído. O primeiro informava que proposições contraditórias não podiam ser verdadeiras simultaneamente. E a lei, determinava a não existência de valores entre os extremos de verdade e falsidade.

Dessa forma, a fim de suprir a limitação apresentada, Jan Lukasiewicz propôs uma extensão da lógica Clássica, denotada por lógica Trivalente. Conforme Jacquette (2000), esta lógica tem por objetivo a utilização de três valores para o pertencimento do elemento a um determinado conjunto, sendo eles: **1**, $\frac{1}{2}$ e **0**. Onde o número $\frac{1}{2}$ é empregado como um valor intermediário, ou seja, uma meia verdade e meia falsidade. Porém, em muitas aplicações a utilização da meia verdade ou falsidade, não foi muito apreciada pela comunidade acadêmica.

Uma extensão da lógica Clássica também foi idealizada por Zadeh, o qual sugeriu uma passagem gradual e não abrupta, como ocorre na clássica, da pertinência. Segundo Zadeh (1965), a lógica Fuzzy podia ser aplicada a partir da ideia básica de probabilidade de ocorrência de um evento, criando assim graus de pertinência.

Na teoria nebulosa, o grau de falsidade ou não pertencimento é aplicado como um complemento da pertinência, o que para muitos estudos não é coerente, pois existe a necessidade de que esse grau seja determinado. Para Costa (2012), outra limitação ocorre na existência de uma hesitação ou até mesmo na incerteza sobre o grau de pertinência, visto que na teoria fuzzy não há

ferramentas capazes de lidar com tais adversidades. Mais detalhadamente a teoria fuzzy será abordada na seção subsequente.

Para que a lógica fuzzy seja capaz de tratar as adversidades mencionadas anteriormente, Atanassov (1983) propõe uma extensão da teoria fuzzy, intitulada teoria fuzzy intuicionista. Sua principal característica consiste em considerar duas funções, uma corresponde ao grau de pertinência e a outra ao grau de não pertinência. Além disso, a soma dos graus definidos, não podem ultrapassar ao valor máximo de 1.

Surge então, a lógica Neutrosófica que, de acordo com Smarandache (2003), é uma combinação de três lógicas, sendo elas: a lógica intuicionista, atuando nas informações incompletas; a lógica paraconsistente, lidando com fontes de informações contraditórias e finalmente a lógica fuzzy, que limita o valor do somatório das variáveis envolvidas até no máximo o valor igual ao número um. Assim, a lógica Neutrosófica tem por objetivo caracterizar a incerteza do conhecimento, tornando-se mais próxima ao raciocínio humano. Tem sua representação através de uma tripla ordenada, contendo: o grau de verdade, o nível de indeterminação e o grau de falsidade.

Para ilustrar o delineamento das teorias descritas, a Fig. 3.1, apresenta a evolução das teorias, onde o topo é reservado a lógica Neutrosófica, aquela que absorve e aprimora as características mais relevantes das demais lógicas. Abaixo dela, aparece a lógica fuzzy, a qual além de agregar também apresenta uma flexibilização dos principais conceitos das lógicas trivalente e clássica.

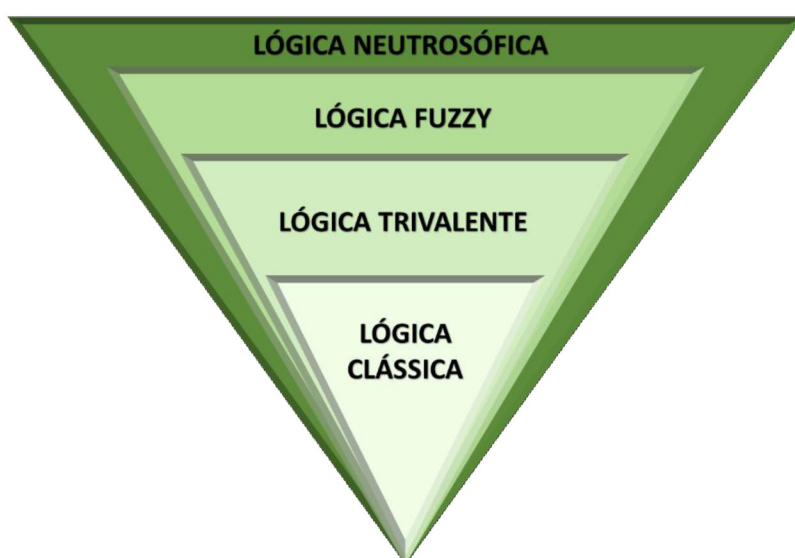


Figura 3.1- Evolução das teorias

Adaptado de Asbacher (2002)

Após, uma breve exposição da linha do tempo da teoria fuzzy, a seção seguinte será

responsável pela caracterização e definição de alguns conceitos relevantes da teoria fuzzy.

3.1. Teoria Fuzzy e suas especificidades

Os conjuntos existentes no mundo real não possuem precisão em seus limites, causando dificuldade no processo da modelagem de problemas. Sendo assim, com a proposta de uma flexibilização na definição clássica desses conjuntos, com um tratamento matemático para as informações imprecisas, a teoria dos conjuntos nebulosos foi criada por Lofti Asker Zadeh (2008).

Em seu trabalho Zadeh (1965) afirma que a estrutura da teoria fuzzy oferece um modo natural de tratar problemas, onde suas fontes podem ser imprecisas ou a inexistência de pertinência dos critérios não são bem definidas.

Outra característica da teoria é permitir a programação e o armazenamento de conceitos vagos em computadores, tornando possível a produção de cálculos com informações imprecisas, a exemplo do que faz o ser humano. Guerrero et al. (2021), complementa que com a teoria fuzzy é possível uma representação mais realista, das informações do mundo real, através de uma abordagem simples.

Na teoria fuzzy há um conceito mais amplo com relação a pertinência de um elemento, se comparada a teoria clássica. As Fig. 3.2 e Fig. 3.3 ilustram essa relação, o exemplo mostra como representar a variação de temperatura ocorrida durante um dia.



Figura 3.2 - Teoria Clássica

Adaptado de Warsi (2020)

ESTÁ QUENTE LÁ FORA?

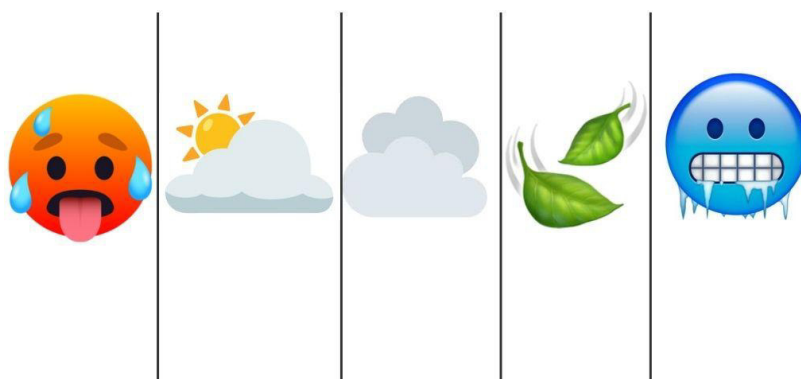


Figura 3.3 – Teoria Fuzzy
Adaptado de Warsi (2020)

Na Fig. 3.2 é possível observar que quando se trabalha no universo da teoria clássica, fica-se limitado a apenas a duas temperaturas, quente ou frio, ou seja, em um formato binário. Já a Fig. 3.3, com a teoria fuzzy, é possível maior representação da variação de temperatura que pode ser experimentada durante um dia. Tal característica da teoria fuzzy é capaz de expressar uma evolução no conceito de pertinência, sendo assim a principal diferença com relação a teoria clássica.

Conforme Zadeh (1990) e Yager (1991), a mente humana trabalha com conceitos subjetivos, o que implica na necessidade de englobar estas concepções. Tais convicções são abordadas e transformadas em classes de objetos com pertinência ou não definida através de uma função, cujo pertencimento dar-se-á de forma gradual e não abrupta, propondo assim a representação das mais variadas facetas cognitivas do ser humano.

A motivação primordial da teoria fuzzy, a qual segundo Dubois (1991), é poder definir uma estrutura formal quantitativa, com a capacidade de proporcionar a união entre os modelos matemáticos e físicos tradicionais a uma representação mais flexível, computando a imprecisão existente nos sistemas.

Para Zimmermann (1980) com o emprego da teoria nebulosa é possível a inserção de variáveis linguísticas, as quais permitem a humanização da interface do sistema. Amorin (2015) afirma através de experimentos, que os seres humanos são mais eficazes em seus julgamentos quando são utilizados termos linguísticos, os quais transformam a linguagem da avaliação de um processo mais natural. Além disso, outra significativa consideração a sua aplicação é a possibilidade do armazenamento do

conhecimento impreciso que há na compreensão humana.

A teoria nebulosa com a inclusão do conceito de pertinência, também conhecido grau de verdade, oferece a classificação de grupos por meio qualitativo, através de termos linguísticos e propõe a caracterização de seus elementos através da variação do grau de pertinência.

O pertencimento de um elemento, é definido através da modelagem fuzzy do grau em que este pertence a um conjunto, ou seja, proporcionando uma transição gradual da falsidade para a verdade. Este grau está definido no intervalo $[0,1]$ sendo obtido a partir da construção de uma função de pertinência, μ_A . Detalhes e provas formais sobre a teoria nebulosa podem ser encontrados em Zadeh (1965).

Conforme Dhunny (2019), ao ser aplicada em uma modelagem a teoria fuzzy segue uma estrutura, baseada em três etapas importantes: a fuzzificação, a inferência fuzzy e a defuzzificação.

A primeira etapa é a fuzzificação, que transforma as variáveis do problema em valores nebulosos, que segundo Belchior (1997) é onde um conjunto nítido é convertido em um conjunto fuzzy oportuno, adquirindo o potencial de medir e expressar as incertezas.

Formalmente a teoria fuzzy modela um conjunto fuzzy A , por meio de uma função de pertinência μ_A , onde um dado valor $x \rightarrow [0,1]$, permitindo assim a inclusão de níveis parciais. Em outras palavras, com esta definição a teoria fuzzy admite a existência de níveis intermediários entre os valores de pertencimento falso e verdadeiro.

A função de pertinência, conforme Zadeh (1965), possui uma incumbência expressiva nos conjuntos fuzzy, pois muitas operações fuzzy são definidas em conformidade a suas características.

Conforme Zimmermann (1991) para um conjunto fuzzy os valores dos elementos do eixo x no domínio do conjunto fuzzy A é representado por um valor crisp (x) e um grau de pertencimento $\mu_A(x)$, como:

$$A = \{(x, \mu_A(x)) / x \in X\} \quad (3.1)$$

O grau de pertencimento aplica a experiência e perspectiva do decisor na quantificação da imprecisão. Sua construção parte da definição das funções de pertinência padrão, sendo representadas graficamente pelos números nebulosos.

Conforme Santos et al. (2005) os números fuzzy são casos especiais de conjuntos fuzzy, sendo eles convexos e com funções de pertinência contínuas, sendo de grande utilidade na representatividade de valores aproximados e na modelagem de parâmetros imprecisos ou com informações incompletas.

Segundo Zadeh (1978) o número fuzzy pode ser interpretado como um número real onde o valor exato é inexistente. Logo, o número fuzzy é definido por um intervalo fuzzy, o qual apresenta dois extremos e um ponto médio. Uma nova colaboração destes números, conforme Zimmermann (1991), é na especificação das variáveis linguísticas, onde seus estados são definidos através dos termos linguísticos. Zadeh (1977) salienta em seu trabalho que os termos linguísticos são modelados através de funções, onde seus valores estão no domínio da função de pertinência.

Para ilustrar a aplicabilidade da variável linguística e seus termos, adotar-se-á adotar como variável o vocábulo “idade” e com termos linguísticos, que caracterizem essa idade como: criança, jovem, adulto e idoso. A Figura 3.4, apresenta o exemplo dos termos linguísticos delineados respectivamente pelo número fuzzy semi-trapezoidal, triangular, trapezoidal e novamente um semi-trapezoidal.

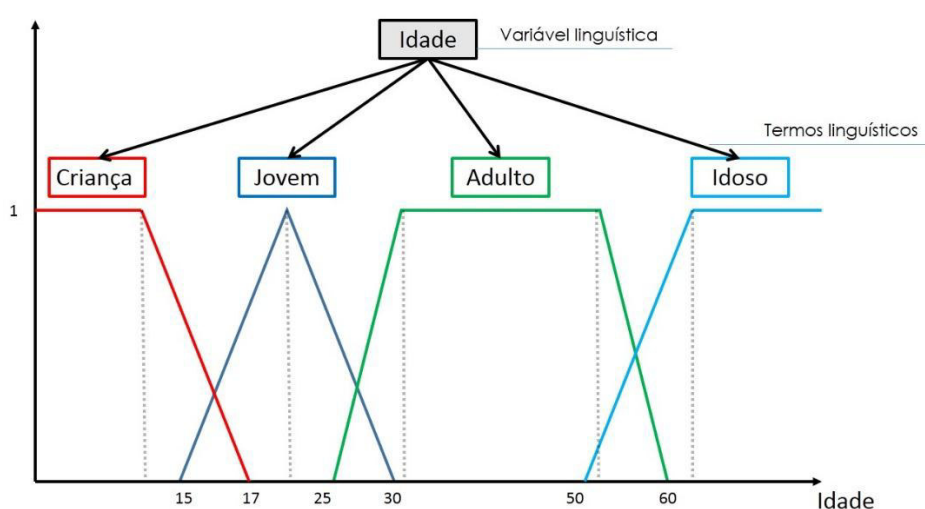


Figura 3.4 – Função de pertinência para a variável Idade

Os trabalhos de Nahmias (1978) e Dubois e Prade (1978) foram os precursores dos números fuzzy, porém o aprofundamento da aritmética fuzzy foi apresentada por Kaufmann e Gupta (1985). Os principais números fuzzy são: triangular (Jun Li, 1999), trapezoidal (Parvathi e Malathi, 2012), gaussiano (Barros et al. 2017), pentagonal (Pathinathan e Ponnivalavan, 2014) e o diamante (Pathinathan e Ponnivalavan, 2015).

O número fuzzy triangular é um dos mais utilizado pela teoria nebulosa, pois apresenta fácil manipulação e também por facilitar o processamento computacional. Além disso, Liu et al. (2014) afirmam que o número triangular, possui um alto desempenho na modelagem da incerteza associada

ao processo de decisão. Duarte (2018) complementa, que tal número nebuloso apresenta uma função de pertinência linear, onde no plano cartesiano sua função de pertinência possui o formato triangular. Os valores a e c denotam os extremos e o valor b denota o ponto médio da função de pertinência triangular conforme Fig. 3.5, simplificando assim a execução dos cálculos e por consequência auxiliando em atingir qualidade dos resultados obtidos.

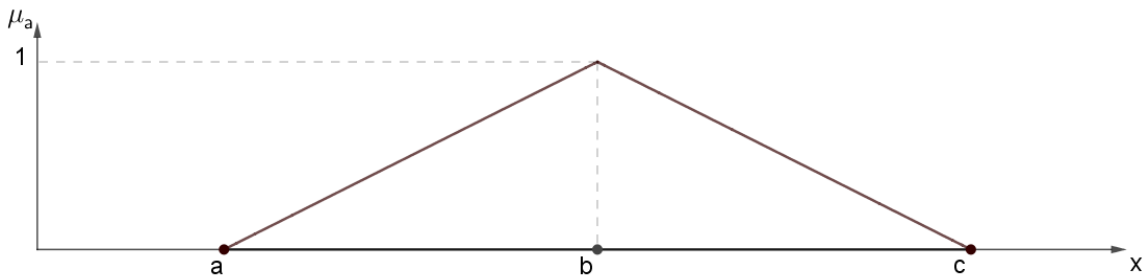


Figura 3.5 – Número fuzzy triangular

A inferência fuzzy quando realizada é responsável pelas regras e operações com os números fuzzy. Importante salientar que estas operações não são usuais e são definidas conforme o número fuzzy a ser utilizado.

Para um melhor entendimento, serão definidas algumas operações com números fuzzy, nas quais serão utilizadas posteriormente.

A operação de interseção entre dois conjuntos fuzzy A e B em um universo de discurso X , denotada por $A \cap B$, contém todos os elementos pertencentes a A e a B . A operação de união dos conjuntos, denotada por $A \cup B$, contém todos os elementos que pertencem a A ou a B . Os operadores envolvidos neste processo são respectivamente os de *minimum* (min ou $\wedge$) e *maximum* (max ou $\vee$). De acordo com Zadeh (1965), a representação da intersecção e união de números fuzzy são expressas por:

$$\mu_{A \cap B}(x) = \mu_A(x) \wedge \mu_B(x), \forall x \in X \quad (3.2)$$

$$\mu_{A \cup B}(x) = \mu_A(x) \vee \mu_B(x), \forall x \in X \quad (3.3)$$

Mais detalhes sobre as operações fuzzy podem ser encontradas em Zadeh (1965).

As operações com números fuzzy podem ser generalizadas através da utilização da matemática intervalar. Segundo Moore (1966) e Dimitrova et al. (1992), considere $A = [a_1, a_2]$ e

$B = [b_1, b_2]$, números definidos como intervalos, onde as principais operações são definidas como:

$$\text{Adição} \quad A + B = [a_1, a_2] + [b_1, b_2] = [a_1 + b_1, a_2 + b_2] \quad (3.4)$$

$$\text{Subtração} \quad A - B = [a_1, a_2] - [b_1, b_2] = [a_1 - b_2, a_2 - b_1] \quad (3.5)$$

$$\text{Produto} \quad A * B = [a_1, a_2] * [b_1, b_2] = [\min\{a_1 * b_1, a_1 * b_2, a_2 * b_1, a_2 * b_2\}, \max\{a_1 * b_1, a_1 * b_2, a_2 * b_1, a_2 * b_2\}] \quad (3.6)$$

$$\text{Divisão} \quad \frac{A}{B} = \frac{[a_1, a_2]}{[b_1, b_2]} = \left[\min\left\{\frac{a_1}{b_1}, \frac{a_1}{b_2}, \frac{a_2}{b_1}, \frac{a_2}{b_2}\right\}, \max\left\{\frac{a_1}{b_1}, \frac{a_1}{b_2}, \frac{a_2}{b_1}, \frac{a_2}{b_2}\right\} \right] \quad (3.7)$$

$$\text{Inversa de um intervalo} \quad A^{-1} = \left[\min\left\{\frac{1}{a_1}, \frac{1}{a_2}\right\}, \max\left\{\frac{1}{a_1}, \frac{1}{a_2}\right\} \right] \quad (3.8)$$

$$\begin{aligned} \text{Produto de um intervalo} \quad & \lambda > 0 \quad \lambda A = \lambda[a_1, a_2] = [\lambda a_1, \lambda a_2] \\ \text{por um escalar} \quad & \lambda < 0 \quad \lambda A = \lambda[a_1, a_2] = [\lambda a_2, \lambda a_1] \end{aligned} \quad (3.9)$$

A defuzzificação é caracterizada pela transformação do resultado nebuloso, ou seja, aquele obtido por uma modelagem fuzzy, em um valor nítido. Há um grande número de métodos que podem ser empregados. Porém, para a utilização do processo de defuzzificação, o método escolhido deverá ser compatível com o número fuzzy definido na etapa de fuzzificação.

A Fig. 3.6 apresenta as etapas da modelagem de um sistema fuzzy.



Figura 3.6. – Sistema fuzzy

Na próxima seção, salientando os benefícios da utilização da teoria fuzzy, será exposta a aplicabilidade da teoria inserida nos métodos de apoio a tomada de decisão. Teoria fuzzy e os métodos de apoio multicritério a decisão.

3.2. Teoria Fuzzy e os Métodos de Apoio Multicritério a Decisão

Os métodos multicritério, segundo Balusa et al. (2019) utilizam a opinião de especialistas para gerar suas conclusões. Segundo Salih et al. (2020) estes métodos são sustentados por dois pilares, o saber, através da abordagem humana e matemática, com a modelagem do problema.

Ambos pilares sustentadores, enfrentam instigações. Quanto a matemática, destaca-se a questão da consistência, consumo de tempo e até mesmo problemas combinatoriais com relação as combinações paritárias. Já com relação a abordagem humana, de acordo com Dong e Zhang (2015), ao lidar com os julgamentos dos especialistas, pode ocorrer inconsistências pela subjetividade e incerteza, e com isso a invalidação dos resultados obtidos.

Segundo Gligoric e Simeunovic (2010) as adversidades encontradas dificultam a modelagem por métodos matemáticos tradicionais, necessitando assim de uma atualização nos métodos empregados. Kafuku et al. (2019), administram a incerteza e a subjetividade aplicando a lógica fuzzy, a qual possui um papel significativo na compreensão de tais complexidades. Appadoo et al. (2008) complementam que os métodos que se utilizam da teoria fuzzy possuem uma simplicidade na estrutura de seus modelos e proporcionam uma maior capacidade interpretativa de seus decisores.

Conforme Romeo e Marcianò (2019) integrar os métodos tradicionais a um ambiente nebuloso proporciona a tomada de decisão uma interpretação mais simples. Para Liao (1996), os métodos multicritério que empregam a lógica fuzzy possuem um sucessivo ganho em aceitação, pois possuem a capacidade de manusear a imprecisão. Gupta et al. (2018) destacam a redução do tempo computacional, em comparação as abordagens clássicas. Li et al. (2018) complementam, ao afirmar que a lógica fuzzy também é responsável por reduzir a complexidade dos algoritmos implementados.

Caprioli e Bottero (2021) complementam que com esta junção as metodologias demonstram dar mais importância à dificuldade, imprecisão e incerteza relacionadas a fase de ponderação, ou seja, os especialistas se familiarizam em relação a atribuição de pesos. Karmarkar e Gilke (2018) afirmam que com o uso da teoria fuzzy é possível inserir variáveis linguísticas tornando o processo de decisão mais fácil.

Kotenko et al. (2019), demonstram que com a inclusão da lógica nebulosa, os resultados obtidos em sua pesquisa, provaram o correto funcionamento da modelagem e o aumento gradativo da precisão, quando comparado aos métodos clássicos.

Vahidnia et al. (2009) afirmam que a associação da teoria fuzzy aos métodos multicritério permite ao tomador de decisão a livre escolha para uma gama de valores que reflitam sua confiança, potencializando a capacidade desses métodos. Outro aspecto, está no ganho da utilização de números fuzzy, os quais possibilitam que os decisores expressem suas preferências com maior flexibilidade. Além de permitir a entrada da imprecisão do julgamento.

A Tabela 3.1 apresenta, a partir de uma breve revisão bibliográfica, artigos que aplicam a teoria nebulosa juntamente com os métodos multicritério.

Tabela 3.1. Revisão da abordagem fuzzy

Autores	Aplicação da teoria fuzzy
Su et al. (2012)	Aplicam a lógica nebulosa para auxiliar no cálculo da temperatura da área de monitoramento de rede de sensores sem fio.
Mukherjee e Dasgupta (2013)	Adotam a lógica fuzzy para calcular a qualidade da satisfação em aplicativos de sistemas de controle.
Aksoy et al. (2014)	Utilizam a lógica nebulosa na tomada de decisão dinâmica de múltiplos períodos para a seleção estratégica de fornecedores com demanda estocástica.
Perera e Lahat (2014)	Aplicam a lógica nebulosa para a previsão de inundações em tempo real, na bacia do rio Kelatan na Malásia.
Sheehan e Gough (2016)	Empregam a lógica fuzzy para avaliar o meio ambiente com relação a conservação e planejamento de recursos.
Loh et al. (2017)	Realizam uma análise da cadeia de suprimentos dos portos, avaliando a probabilidade e a gravidade das ameaças de interrupção dessa cadeia centrada nos portos, aplicando uma avaliação pelo método abrangente fuzzy.
Zhou et al. (2018)	Propõem um modelo quantitativo de análise de confiabilidade humana (HRA), baseado na teoria da lógica fuzzy, rede bayesiana e o método da análise cognitiva de confiabilidade e erro (CREAM) para indústrias de transporte de navios-tanque.
Karimi et al. (2019)	Aplicam a lógica fuzzy ao ANP, para analisar o SWOT em uma indústria de cerâmica e ladrilhos no Irã.
Wu et al. (2020)	Aplicam a lógica nebulosa para auxiliar na tomada de decisão para a seleção da estratégia de navegação (segura ou autônoma) no esquema de separação de tráfego interior.
Zindani et al. (2021)	Aplicam a teoria nebulosa intuicionista junto ao método TODIM, para auxiliar na escolha da melhor máquina para uma determinada empresa.

Tomando como base quatro critérios: confiabilidade, segurança, flexibilização e a produtividade.
--

Basicamente o interesse dos trabalhos, conforme apresentados na Tab. 3.1, está na resolução dos problemas aplicados utilizando metodologias multicritério. Porém, a literatura ainda carece de trabalhos que apresentem os procedimentos e formalismos matemáticos envolvidos no desenvolvimento de algoritmos de apoio à tomada de decisão. Nesse sentido, a presente tese consiste especificamente no aprimoramento do algoritmo THOR, a partir da identificação da necessidade de evolução e atualização.

O próximo capítulo será responsável por todo o delineamento da introdução da teoria fuzzy na entrada de dados do algoritmo THOR.

4. Método THOR e a Teoria Fuzzy

A teoria nebulosa aliada aos métodos multicritério vem ganhando cada vez mais espaço na esfera da Pesquisa Operacional e na tomada de decisão. Tosun e Akyüz (2015), apresentam em seu trabalho as metodologias de renome internacional, que se agruparam a teoria fuzzy, sendo elas: fuzzy AHP, fuzzy TOPSIS, fuzzy VIKOR, fuzzy DEMATEL entre outras.

Segundo Kotb et al. (2021) a junção das metodologias a teoria fuzzy cresce devido ao fato do ambiente fuzzy agilizar a tomada de decisão, por parte dos decisores, através da inclusão de termos linguísticos. O processo decisório tende a se tornar mais sensível e preciso. Além disso, essa aliança tem por interesse apresentar resultados precisos, mesmo admitindo a agregação de julgamentos individuais imprecisos.

Um exemplo de sucesso de junção com a teoria fuzzy foi o método de Tomada de Decisão Interativa Multicritério (TODIM), o qual foi formulado originalmente para lidar com dados precisos, como pode ser visto em detalhes nos trabalhos de Gomes e Lima (1991) e Gomes e Lima (1992). Porém, Krohling e De Souza (2012), ressaltam que a metodologia utilizada apresenta fragilidade na matriz de decisão por não levar em conta a incerteza das informações. Sendo assim, foi necessária uma reformulação, ou seja, uma versão fuzzy para o método TODIM, com a finalidade de lidar com essas inconveniências. Então, a partir de um aprimoramento na matemática clássica do método TODIM, recorrendo a peculiaridades operacionais da lógica nebulosa, o método F-TODIM foi desenvolvido.

As atualizações realizadas tanto nos métodos TODIM e THOR, se utilizam da teoria nebulosa com o intuito de melhorar a estrutura da imprecisão e da ambiguidade. No entanto, a atualização realizada na metodologia THOR, consiste em ajustar a entrada de dados através de uma escala integrada a teoria fuzzy. Nessa reformulação, além de proporcionar facilidades no entendimento por parte do decisor quanto aos julgamentos de valor, também será maximizada a capacidade do algoritmo quanto a exatidão dos resultados.

A reformulação na entrada de dados do método THOR, será realizada com a inclusão de uma escala fuzzy. Inicialmente a modificação ocorrerá na etapa de atribuição, pois como mencionada no capítulo 2, essa etapa é responsável por inserir os pesos e o grau de pertinência para todos os critérios e alternativas. Além disso, tem-se a definição dos limitantes, sendo eles: discordância, limite de preferência e de indiferença.

Importante ressaltar que as ponderações anteriormente mencionadas são em sua totalidade responsabilidade do decisor, ocasionando ao mesmo uma fadiga cognitiva. Assim, a partir da inclusão

de uma escala fuzzy será possível reduzir a estafa intelectual do decisor, permitindo que o usuário expresse apenas um juízo de valor aos critérios e alternativas sem a exigência do grau de pertinência para cada ponderação definida, ou seja, os demais valores são determinados através da função de pertinência do número fuzzy escolhido.

Segundo Belchior (1997) a escolha do número fuzzy a ser aplicado, deve respeitar o fato de que o mesmo terá a incumbência de captar as concepções intuitivas em intervalos aproximados, ou seja, deverão ser capazes de caracterizar os estados das variáveis linguísticas fuzzy.

Seguindo os pressupostos considerados, bem como a metodologia F-TODIM, a escala de entrada do THOR utilizando a teoria fuzzy foi delineada sob um número nebuloso triangular. Estes números conforme Carpioli e Bottero (2021), são os que proporcionam uma faixa com confiabilidade na atribuição dos valores pelos julgadores, sendo possível também atribuir uma maior flexibilidade e aproximação aos respondentes.

Além das características apresentadas acima, Romeo e Marcianò (2019) complementam que a utilização dos números fuzzy triangulares proporcionam especificidades na modelagem matemática. Primeiramente, pode se destacar a sua simplicidade nos cálculos, se comparado aos demais números fuzzy. A seguir, ressalta-se um aumento na capacidade intuitiva, proporcionando a facilidade de acesso, tornando favorável ao usuário. E por fim, proporciona uma representação computacional eficiente.

Segundo Van Laarhoven e Pedrycz (1983), o número fuzzy triangular de base δ é definido conforme:

$$(b - \delta, b, b + \delta) \quad (4.1)$$

Onde b , é o valor do peso estipulado pelo decisor apresentando o maior grau de pertinência. Além disso, esse peso, como pode ser visto através da Fig. 4.1, servirá como ponto médio, para a construção do número fuzzy triangular.

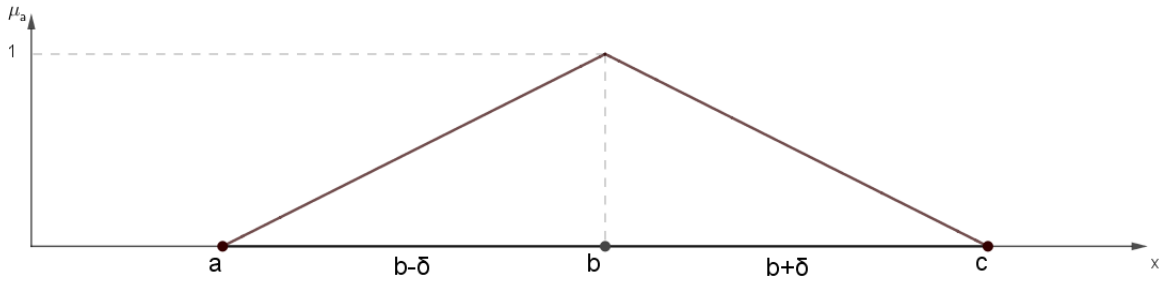


Figura 4.1– Número fuzzy triangular

Conforme, Jun Li (1999). Um número fuzzy triangular $A = (a, b, c)$ é um subconjunto fuzzy R , com uma função de associação linear por partes, μ_A , definida como a Eq. (4.2):

$$\mu_A = \begin{cases} \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b}, & b \leq x \leq c \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (4.2)$$

Onde, $a = b - \delta$ e $c = b + \delta$, os extremos do número fuzzy triangular.

Após a escolha e determinação do número fuzzy é imprescindível estabelecer o número de classes na escala fuzzy. Estas classes servirão como base para os termos linguísticos da escala a ser definida. Esta escolha tem relevante importância para a construção da escala, pois conforme Gomide et al. (2009) as variáveis linguísticas possuem a atribuição de descrever, de forma aproximada, fenômenos complexos e até mesmo mal definidos, o que muitas vezes torna impossível sua quantificação.

A partir de uma revisão bibliográfica sobre os trabalhos que aplicam a metodologia THOR, entre eles Gomes et al. (2008) e Cardoso et al. (2009), verificou-se que em suas escalas foram aplicadas um total de seis classes, com intervalo de 1 a 11. Jun Li (1999) usou em seu estudo o mesmo intervalo de 1 a 11, porém com uma classificação em cinco classes. Já o trabalho de Royendegh e Erol (2012) aplicam em sua escala seis classes com um intervalo compreendido entre 1 e 9. Zandhi e Roghanian (2013) propõem uma pequena alteração em sua escala, sendo esta constituída de sete categorias em um intervalo de 0 a 9.

A fim de manter as características das escalas aplicadas no THOR, foram definidas seis classes no THOR com entrada de dados fuzzy, utilizando uma ponderação com início em 1 e término em 11.

Definido o número fuzzy, a quantidade de classes e o intervalo de ponderação, a construção

da escala conforme Van Laarhoven et al. (1983), necessita estabelecer um valor para a base δ do número fuzzy triangular.

A definição do valor de δ , foi obtida por meio de simulação, onde os valores testados foram: $\delta = 0.5$, $\delta = 1.0$ e $\delta = 2.0$. Para estes valores, foi construída uma escala, onde foi verificado se o valor atribuído para a base δ , seria capaz de atender todas as características para escala fuzzy a ser aplicada.

Testando o valor da base $\delta = 0.5$ para a construção da escala, seguindo a definição de Van Laarhoven et al. (1983), obteve-se os números fuzzy triangulares, os quais foram distribuídos em 6 classes, conforme a Tab. 4.1. Complementando esse teste, ao se observar a Fig. 4.2, é notória a ausência de interseções entre os números fuzzy, ou seja, as classes não possuem pontos em comum. Os valores cardinais, 2, 4, 6, 8 e 10, não ficam representados em nenhuma das classes obtidas. Logo, o decisor não terá opções de escolha para esses valores.

Tabela 4.1. Resumo da análise da base do triângulo com o valor 0.5

Valor da base	Aplicação da escala Fuzzy	
0.5	Classe 1	(0.5,1,1.5)
	Classe 2	(2.5,3,3.5)
	Classe 3	(4.5,5,5.5)
	Classe 4	(6.5,7,7.5)
	Classe 5	(8.5,9,9.5)
	Classe 6	(10.5,11,11.5)

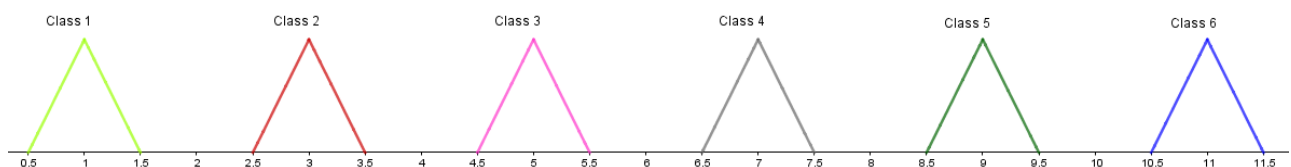


Figura 4.2 – Escala fuzzy com base 0.5

A concepção da escala com $\delta = 1.0$, pode ser observada por meio da Tab. 4.2 e a Fig. 4.3, onde é possível apreciar a ausência de interseções entre os valores 1, 3, 5, 7, 9 e 11 existindo apenas

junções nos valores pares. Além disso, nessa escala, observando a Tab. 4.2 e a Fig. 4.3, o número de classes definidas é excedido, pois a última classe não contém o cardinal 11.

Portanto, para estabelecer o valor de base $\delta = 1.0$ para o número fuzzy triangular, e manter o intervalo de 1 a 11 seria necessário a inserção de novas classes. No entanto, essa inserção tornaria o processo de decisão mais árduo e provocando uma maior confusão por parte do decisor. Percebeu-se também que o mesmo ocorre para uma base $\delta = 1.5$.

Tabela 4.2. Resumo da análise da base do triângulo com o valor 1.0

Valor da base	Aplicação da escala Fuzzy	
1.0	Classe 1	(1,1,2)
	Classe 2	(1,2,3)
	Classe 3	(2,3,4)
	Classe 4	(3,4,5)
	Classe 5	(4,5,6)
	Classe 6	(5,6,7)



Figura 4.3 –Escala fuzzy com base 1.0

Quando analisada a base $\delta = 2.0$ é possível notar, através da Tab. 4.3 e Fig. 4.4, a presença de todas as interseções imprescindíveis para a construção da escala fuzzy. Além disso, os valores pares foram inclusos, de forma a não existir mais a necessidade da inclusão de novas classes. Assim, essa escala cumpre todas as imposições exigidas, ou seja, manter-se no intervalo de 1 a 11 e com 6 classes. Logo, devido atingir todos esses pressupostos a presente escala será utilizada para a remodelação da entrada de dados do método THOR.

Outro aspecto relevante na escolha desta base, está vinculada ao fato de que segundo Caprioli e Bottero (2021), a interseção de classes remove os limites, ou seja, o tomador de decisão pode selecionar uma faixa que mais se adequa ao seu julgamento, tanto em termos quantitativos quanto qualitativos.

Tabela 4.3. Resumo da análise da base do triângulo com o valor 2.0

Valor da base	Aplicação da escala Fuzzy	
2.0	Classe 1	(1,1,3)
	Classe 2	(1,3,5)
	Classe 3	(3,5,7)
	Classe 4	(5,7,9)
	Classe 5	(7,9,11)
	Classe 6	(9,11,11)

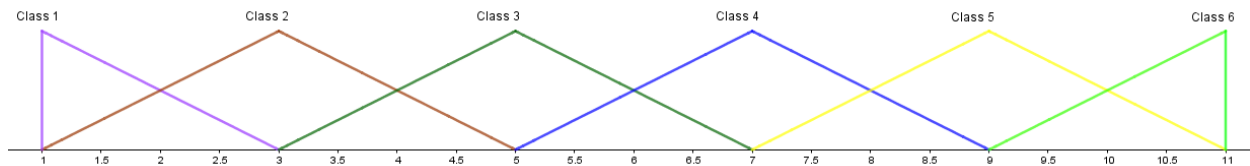


Figura 4.4 – Escala fuzzy com base 2.0

A escala fuzzy definida com número fuzzy triangular com base $\delta = 2.0$, contendo 6 classes e intervalo de 1 a 11, fará com que o esforço cognitivo, seja consideravelmente reduzido. Dessa forma, o decisor atribuirá seus julgamentos de valor, através de uma comparação paritária, entre as alternativas e os critérios.

Outra importante contribuição da escala construída, é a eliminação da determinação da pertinência do julgamento por parte do decisor, pois a escala fuzzy utiliza a função de pertinência do número fuzzy triangular definida em (4.2) para designá-la.

Além disso, a escala fuzzy foi desenvolvida de acordo com o modelo fuzzy proposto por Dhunny (2019), o qual segue três importantes etapas: a fuzzificação, inferência fuzzy e a defuzzificação.

Quanto a fuzzificação, o peso atribuído pelo decisor será fuzzificado, ou seja, o número crisp informado será transformado em um número fuzzy triangular. Em outras palavras, a ponderação do decisor, o quantitativo b , será utilizado como o valor central para a construção do número fuzzy triangular e as extremidades serão definidas conforme (4.1).

A inferência fuzzy é a fase responsável pela agregação das matrizes de decisão dos julgadores, através das operações com números fuzzy. Esta integração ocorre através da média aritmética fuzzy, a qual é definida por Buckley (1984) em (4.3).

Assim, dado um número fuzzy triangular $A = (a, b, c)$, sua média aritmética será um novo número fuzzy triangular, $A_M = (a_M, b_M, c_M)$, definido como:

$$A_M = \frac{1}{n} * \left(\sum_{i=1}^n a_i, \sum_{i=1}^n b_i, \sum_{i=1}^n c_i \right) \quad (4.3)$$

Onde, n é a quantidade de decisores que forneceram os julgamentos para compor as matrizes de decisão. Além disso, a operação de soma é definida por (3.4) e a operação do produto por um escalar é definida por (3.9).

Em relação a definição do grau de pertinência, esse será calculado após a agregação dos valores. Esta operação será construída conforme (4.2), pois o resultado da agregação será um novo número fuzzy triangular.

Como o objetivo da atualização do algoritmo THOR ser na entrada dos dados, é necessário que a fundamentação teórica matemática do THOR seja preservada. Sendo assim, essa é a justificativa da aplicação da presente etapa de defuzzificação.

Portanto, de posse da matriz de agregação, o sistema encontra-se pronto para a fase de defuzzificação. Segundo Ghadimi et al. (2018) os resultados desta etapa, são pesos dos critérios definidos em relação a avaliação dos decisores. Bajestani et al. (2018) acrescentam que os resultados obtidos, tornam-se mais nítidos, devido a conversão do número nebuloso para número crisp.

Pelo presente estudo o emprego do número fuzzy triangular, foi necessário pela escolha coerente com o processo de fuzzificação, ou seja, um método de defuzzificação que fosse capaz de transferir as especificidades dessa etapa. Dentre os mais diversos métodos existentes, o que se torna mais coeso com a finalidade desejada é o novo método centroide.

Dois fatores significantes para a escolha do novo método centroide foram considerados. O primeiro que está vinculado ao estudo realizado por Longaray et al. (2019), que provou por evidências estatísticas, que o presente método de defuzzificação, quando aplicado tanto em matrizes consistentes quanto inconsistentes, apresenta uma expressiva aplicabilidade. E o segundo fator, que está relacionado ao método por apresentar uma simplicidade na implementação computacional.

Triverdi et al. (2017) definem a defuzzificação através do novo método centroide, pelo seguinte formalismo:

$$D_A = \frac{1}{3} \left(\sqrt{(a + b + c)^2 + 1} \right) \quad (4.4)$$

Onde, a , b e c são os valores do número fuzzy triangular estipulado pelo decisor.

Uma significativa observação está na agregação dos valores antes da defuzzificação, a ordenação das etapas foi determinada devido a necessidade de se obter um grau de consenso entre as informações disponíveis pelo grupo de decisores, e a partir daí ser possível a extração de informações com maior consistência, implicando em uma redução da nebulosidade do sistema.

Outro fator relevante para a escolha da ordenação, está em garantir o princípio da invariância da incerteza proposto por Klir (1995), onde é explicitada a necessidade de preservar uma requerida quantidade de incerteza, ou seja, sem que haja alteração ou até mesmo a eliminação de informações relevantes ao problema a ser estudado.

Segundo Bardossy et al. (1993) uma função de agregação deverá ter como principais propriedades: a preservação da concordância, a independência de ordem, a invariância da transformação e entre outras.

Para ilustrar a inclusão da escala fuzzy no método THOR, segue a Fig. 4.5, a qual apresenta as etapas do processo de modelagem fuzzy na entrada de dados do algoritmo em questão.

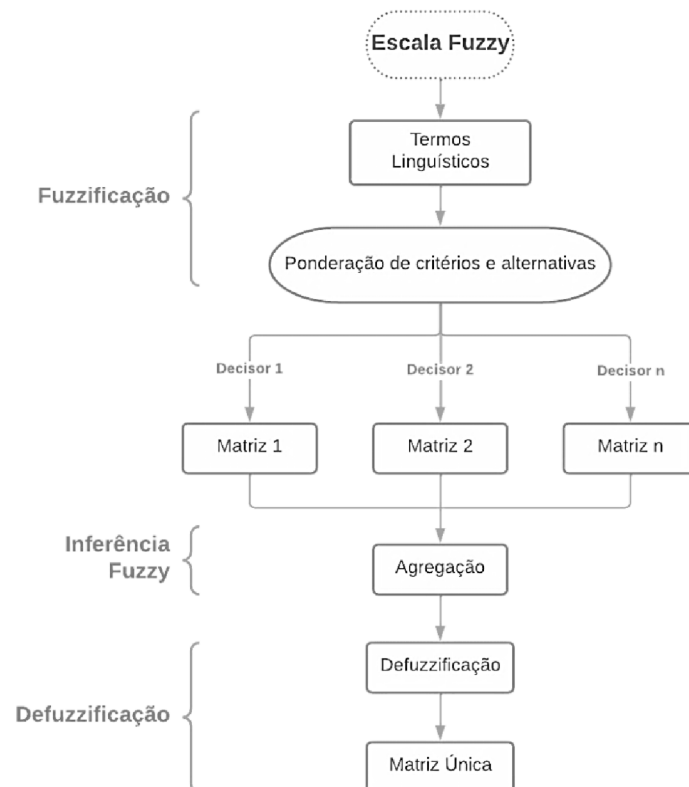


Figura 4.5– Escala Fuzzy e seus processos

Para elucidar os procedimentos empregados pela escala fuzzy, será apresentado um exemplo fictício. Esse exemplo, será definido por três critérios (c_1, c_2, c_3) e duas alternativas (a_1, a_2), sendo

julgadas por dois decisores, onde suas respectivas matrizes de decisão são:

Decisor 1				Decisor 2			
	c_1	c_2	c_3		c_1	c_2	c_3
a_1	4	7	2	a_1	5	7	9
a_2	8	11	1	a_2	9	5	4

Figura 4.6- Matriz dos Decisores

Após a inserção dos julgamentos a escala fuzzy, é realizada a etapa de fuzzificação, onde será transformado o número crisp em um número fuzzy triangular. Importante ressaltar, que o número fuzzy triangular, terá base 2 e seguirá o formalismo dado por (4.1). Logo, as matrizes fuzzy dos decisores, serão apresentadas na Fig. 4.7.

Decisor 1				Decisor 2			
	c_1	c_2	c_3		c_1	c_2	c_3
a_1	(2,4,6)	(5,7,9)	(1,2,4)	a_1	(3,5,7)	(5,7,9)	(7,9,11)
a_2	(6,8,10)	(9,11,11)	(1,1,2)	a_2	(7,9,11)	(3,5,7)	(1,1,2)

Figura 4.6 – Matriz fuzzy dos Decisores

De posse das matrizes fuzzy, a presente escala parte para o estágio de inferência fuzzy. Esta possui a função de agregar as matrizes fuzzy supracitadas. A agregação seguirá o formalismo definido pela Eq. (4.3), onde é possível notar a presença das operações fuzzy, sendo elas: a soma e produto por um escalar bem como a operação de divisão, encontradas respectivamente em (3.4), (3.9) e (3.7).

A Figura 4.8 ilustra o processo de inferência fuzzy para as matrizes do exemplo. Pela tabela abaixo, é possível observar a operação de soma do número fuzzy triangular.

Decisor 1									
	c_1			c_2			c_3		
a_1	(2	4	6)	(5	7	9)	(1	2	4)
a_2	(6	8	10)	(9	11	11)	(1	1	2)

Decisor 2									
	c_1			c_2			c_3		
a_1	(3	5	7)	(5	7	9)	(7	9	11)
a_2	(7	9	11)	(3	5	7)	(2	4	6)

Soma									
	c_1			c_2			c_3		
a_1	(2+3	4+5	6+7)	(5+5	7+7	9+9)	(1+7	2+9	4+11)
a_2	(6+7	8+9	10+11)	(9+3	11+5	11+7)	(1+2	1+4	2+6)

Figura 4.7 – Soma fuzzy

Após a operação de soma fuzzy, basta aplicar a operação de produto por um escalar. Logo, será possível obter a média fuzzy, conforme a tabela da Fig. 4.9.

Produto por um escalar

	c_1			c_2			c_3		
a_1	(5/2	9/2	13/2)	(10/2	14/2	18/2)	(8/2	11/2	15/2)
a_2	(13/2	17/2	21/2)	(12/2	16/2	18/2)	(3/2	5/2	8/2)

AGREGAÇÃO

	c_1			c_2			c_3		
a_1	(2,5	4,5	6,5)	(5	7	9)	(4	5,5	7,5)
a_2	(6,5	8,5	10,5)	(6	8	9)	(1,5	2,5	4)

Figura 4.8 – Agregação fuzzy

Para estipular a pertinência, a presente escala fuzzy se fundamenta na operação de interseção, conforme apresentada em (3.2). Para ilustrar todo o processo, será exposto em detalhes o funcionamento da escala. Para isto, foi escolhido o número fuzzy triangular da Fig. (4.10) com valor (2,5; 4,5; 6,5). Antes de fazer qualquer análise é necessária a construção da função de pertinência, definida por (4.2).

Assim, a função de pertinência do número fuzzy triangular $A = (2,5; 4,5; 6,5)$ é:

$$\mu_A = \begin{cases} \frac{x - 2,5}{4,5 - 2,5}, & 2,5 \leq x \leq 4,5 \\ \frac{6,5 - x}{6,5 - 4,5}, & 4,5 \leq x \leq 6,5 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (4.5)$$

A próxima fase é a análise do valor de pertinência, para isto é necessário projetar o número fuzzy triangular sob a escala, como pode ser visto na Fig. 4.10.

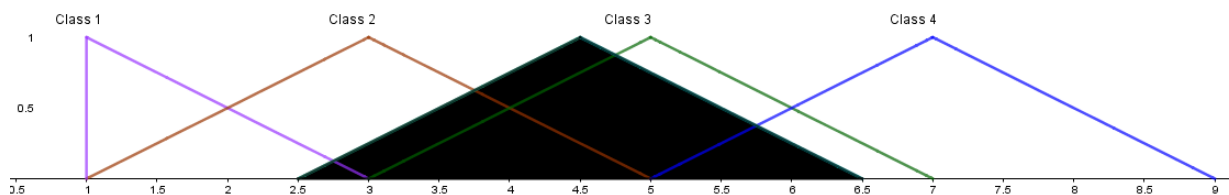


Figura 4.9 – Número fuzzy triangular e a escala

Pode-se observar que o número fuzzy triangular, na cor preta, a ser comparado possui sua área

maior pertencente a classe 3. Logo, deve-se substituir o valor central do número fuzzy, assim estabelecido, na função de pertinência da classe 3, como:

$$\mu_{classe\ 3} = \begin{cases} \frac{x-3}{5-3}, & 3 \leq x \leq 5 \\ \frac{5-x}{7-5}, & 5 \leq x \leq 7 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (4.6)$$

Substituindo $x = 4,5$ em (4.6), obtém-se:

$$\mu_A = \begin{cases} \frac{4,5-3}{5-3} = 0,75, & 3 \leq x \leq 5 \\ \frac{5-4,5}{7-5} = 1,25, & 5 \leq x \leq 7 \end{cases} \rightarrow \mu_A = \min\{0,75; 1,25\} = 0,75 \quad (4.7)$$

Aplicando a operação de interseção de números fuzzy em (4.7), tem-se que o valor de pertinência para o número fuzzy triangular, $A = (2,5; 4,5; 6,5)$, será de 0,75, visto que a operação de interseção busca o menor valor entre as pertinências definidas em (4.7).

Importante salientar, que o mesmo processo deve ser executado para todos os números fuzzy triangulares. Assim, após a execução de todos os cálculos realizados, tem-se a Fig. 4.11 apresentando a tabela com o valor de pertinência para todos os números fuzzy.

PERTINÊNCIA

	c_1	c_2	c_3
a_1	0,75	1	0,75
a_2	0,75	0,5	0,75

Figura 4.10 – Pertinências todos os números fuzzy.

Após agregar os valores e definir a tabela de pertinência, a próxima etapa é destinada a defuzzificação, ou seja, a transformação do número fuzzy em crisp. A defuzzificação efetuada em (4.4), apresenta os valores que podem ser vistos na tabela através da Fig. 4.12.

DEFUZZIFICAÇÃO

	c_1	c_2	c_3
a_1	4,51	7,01	5,51
a_2	8,51	8,01	2,52

Figura 4.11 – Defuzzificação dos valores

Cumprida as etapas da fuzzificação, inferência fuzzy e a defuzzificação, os valores estão prontos para a introdução no algoritmo THOR.

Uma contribuição significativa da escala fuzzy na entrada dos dados do algoritmo THOR, consiste no apuramento dos limitantes, sendo eles a discordância, limite de indiferença e de indiferença. O valor da discordância será definido como sendo a máxima amplitude total dos julgamentos, deixando de ser informado pelo decisor. Já na designação do limite de preferência (p) e de indiferença (q) serão respectivamente, $\frac{2}{3}$ e $\frac{1}{3}$ do desvio padrão populacional, ou seja, de todos os julgamentos por parte dos decisores.

Portanto, cabe destacar que o *upgrade* do algoritmo THOR, é responsável apenas por alterações na entrada de dados e na definição dos limitantes, ou seja, tornando o processo de aplicação do algoritmo THOR mais consciencioso para o decisor, reduzindo seu esforço cognitivo. Além disso, os demais passos seguem como na metodologia THOR. A Fig. 4.13A, apresenta o fluxograma do THOR original e a Fig. 4.13B, expõe o fluxograma para o THOR com entrada de dados fuzzy. Além disso, a partir dessa ilustração, é possível observar que a alteração ocorre apenas na etapa de atribuição.

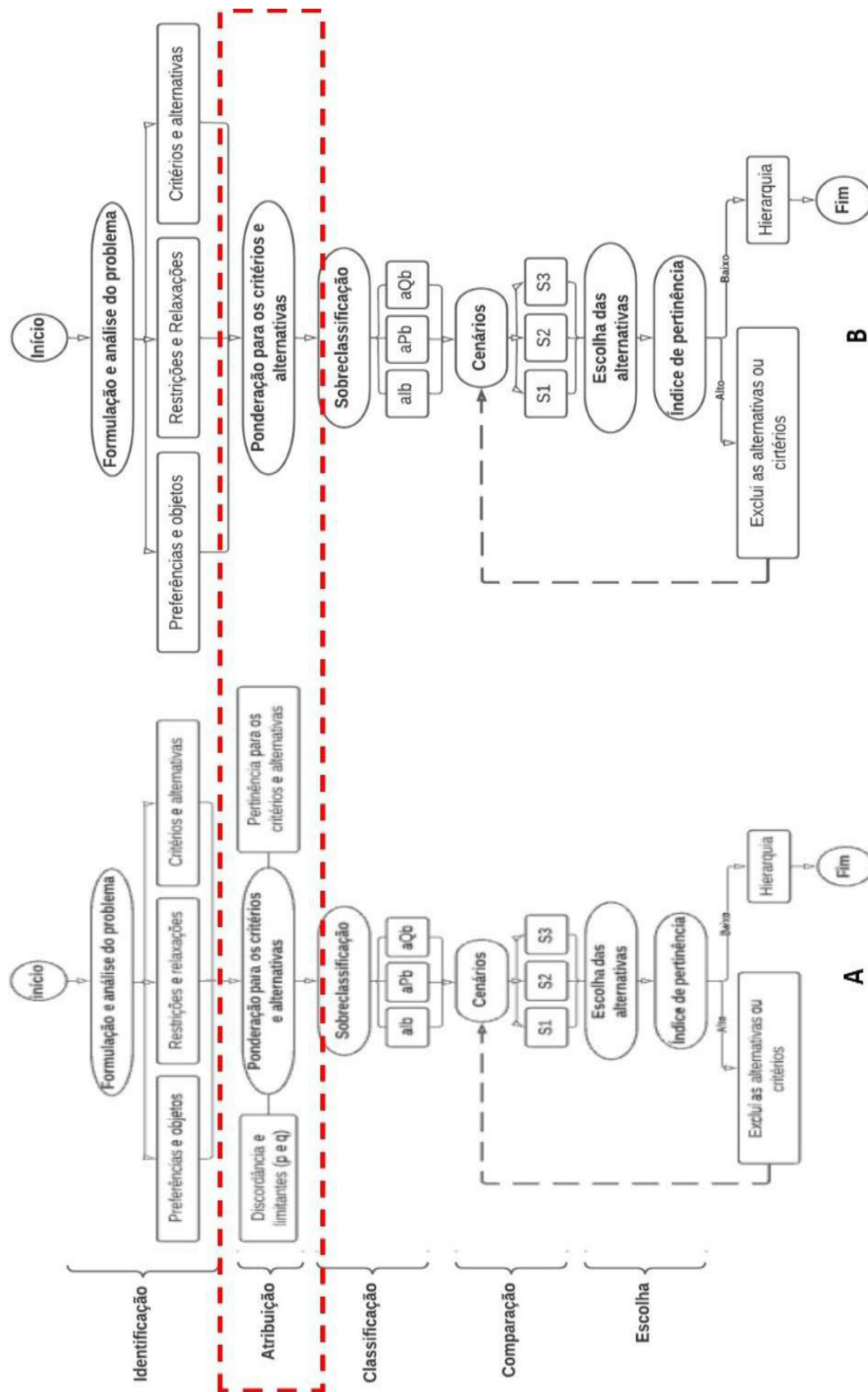


Figura 4.12 – Fluxograma comparativo entre os métodos THOR
A – THOR original e **B** – THOR com entrada de dados fuzzy

A fim de mostrar a aplicabilidade do presente algoritmo, foi desenvolvida uma planilha eletrônica, a qual apresenta todos os passos mencionados no fluxograma apresentado na Fig. 4.13. A planilha criada tem caráter exclusivamente acadêmico, possuindo objetivo de ilustrar as etapas que compõem o método THOR com entrada de dados fuzzy. Como mencionado anteriormente, o presente método, pode ser dividido em 5 etapas, sendo elas: identificação, atribuição, classificação, comparação e por último a escolha.

A primeira etapa, não é implementada na planilha, pois essa tem por objetivo modelar e identificar as características do problema em critérios e/ou alternativas.

A etapa de atribuição é implementada na planilha com o intuito do decisor inserir seus julgamentos. Além disso, nessa etapa encontra-se as seguintes abas: *data filter*, avaliação do decisor, *data entry*, pertinências, classe, número fuzzy, defuzzificado e o cálculo dos limitantes. A seguir serão explicitadas as funcionalidades de cada aba na planilha.

- Aba *data filter* é responsável pela exposição ao usuário da escala que servirá de base para os julgamentos/ponderações dos critérios e das alternativas.
- Aba avaliação do decisor é preenchida pelo usuário com as ponderações definidas pelo decisor para os critérios e para as comparações das alternativas com os critérios. Além disso, essa aba é a única que o usuário da planilha irá inserir seus julgamentos.
- Aba *data entry*, apresenta, no formato numérico, os valores definidos na aba anterior, ou seja, expõe a matriz dos julgamentos.
- Aba pertinências, informa a matriz das pertinências para cada julgamento determinado pelo decisor/usuário, sendo es apresentada no formato matricial.
- Aba classe, expõe as classes, com relação a escala utilizada, em que cada ponderação fornecida pelo decisor/ usuário pertence.
- Aba número fuzzy, é responsável pelo processo de fuzzificação, ou seja, a transformação do valor crisp em um número fuzzy. Neste caso, essa aba apropria-se dos valores definidos na aba avaliação do decisor e transforma-os em número fuzzy triangulares.
- Aba defuzzificado, apresenta o processo de defuzzificação, isto é, a transformação do número fuzzy em um número crisp, os quais são armazenados em uma matriz.
- A última aba desta etapa é a de cálculo dos limitantes, essa expõe os valores que servirão como base para o restante do processo metodológico do algoritmo THOR com entrada de dados fuzzy.

A etapa seguinte é a responsável pela classificação das alternativas, sendo essas categorizadas em: indiferente, preferência fraca e preferência estrita. Além disso, essa etapa é dividida em quatro abas na planilha, sendo elas: comparação, classificação, pesos e pesos classificados.

- Aba comparação, possui a capacidade de calcular todas as diferenças entre as alternativas com relação a cada um dos critérios. Essas diferenças serão utilizadas como base para o cálculo das sobreclassificações.
- Aba classificação, ilustra a execução das sobreclassificações, na forma pareada e combinatorial entre as alternativas com relação a cada um dos critérios, sem expor as ponderações, apenas apresentando a parte qualitativa.
- Aba pesos, apresenta as ponderações para cada uma das sobreclassificações definidas precedentemente.
- Aba pesos classificados, expõe o resultado numérico das sobreclassificações agrupadas, na forma de adição, com relação as categorias: preferência fraca, estrita e indiferença.

A etapa de comparação, tem por finalidade realizar a comparação entre as alternativas e construir os três cenários. Para essa etapa, a planilha utiliza as seguintes abas: *scenario 1* ($A > B$), *scenario 1* ($B > A$), *scenario 2* ($A > B$), *scenario 2* ($B > A$), *scenario 3* ($A > B$), *scenario 3* ($B > A$), matriz *scenario 1*, matriz *scenario 2* e matriz *scenario 3*.

- Abas scenario, são responsáveis pela análise dos lados direito e esquerdo das desigualdades que definem os cenários.
- Abas matriz scenario, expõe numericamente os valores das alternativas, obtidos para cada um dos três cenários.

Na última etapa ocorre a escolha da alternativa, a partir da hierarquia proposta pelo algoritmo THOR com entrada de dados fuzzy. Para que seja executada essa etapa, a planilha utiliza quatro abas, sendo elas: matriz *scenario 1* final, matriz *scenario 2* final, matriz *scenario 3* final e o índice de pertinência.

- Abas matriz scenario final, são responsáveis pelos valores finais resultantes para cada alternativa em cada cenário.
- Aba índice de pertinência, possui o objetivo de informar o valor do índice de pertinência para cada alternativa.

Para mais detalhes da planilha desenvolvida, assim como as limitações da mesma, ver o

APÊNDICE 2.

O próximo capítulo, mostrará a aplicação do algoritmo THOR com entrada de dados fuzzy, em um problema do mundo real.

5. Estudo de Caso Aplicado ao Porto do Rio Grande

A empresa pública Portos RS, está situada no sul do Estado do Rio Grande do Sul, mais precisamente na cidade de Rio Grande. Segundo Porto RS (2022), essa empresa pública tem o compromisso de organizar, gerenciar e fiscalizar todo o sistema hidroportuário do Estado do RS, sendo composta por três portos públicos: o Porto de Rio Grande, Pelotas e Porto Alegre, além de 17 terminais de uso privado.

O Porto de Porto Alegre, conforme Portos RS (2020) é um porto marítimo com características fluviais, com 8 km de cais acostáveis e 25 armazéns. O porto fica dividido em três áreas que são: o Cais Mauá, Navegantes e o Marcílio Dias. E toda a operação executada no Porto de Porto Alegre está concentrada no Caís Navegantes, o qual possui a capacidade de operação simultânea de até 3 navios de longo curso. Sendo que, as outras áreas possuem a finalidade de revitalização e de não operacionalização portuária.



Figura 5.1 – Porto de Porto Alegre

Fonte: Portos RS

O Porto de Pelotas, segundo Portos RS (2020) é designado a movimentação de toras de madeira, clínquer e grãos de soja. Possui 500 metros de cais, 5 berços para atracagens e 3 armazéns para carga geral e granéis, como: fertilizantes, cevada, trigo, sal entre outras.



Figura 5.2 – Porto de Pelotas

Fonte: SPH

O Porto do Rio Grande, conforme Porto RS (2020), abriga o complexo portuário do Estado, o qual é formado pelo: Porto Velho, Porto Novo e Superporto. O Porto Velho é utilizado apenas por embarcações pesqueiras e de pequeno porte, terminal de passageiros, área de ensino e pesquisa, turismo e lazer sem a presença de operações portuárias. Já o Porto Novo é destinado a movimentação portuária permitindo a atracação de navios e barcaças, possui 16 armazéns e silos do Terminal Logístico do Arroz com capacidade de 50 mil toneladas. Por fim, o Superporto abriga os terminais especializados de uso privado – TUPs e os arrendamentos. Os principais tipos de cargas movimentados pelo porto são do tipo, carga viva, carga de projeto rodantes e grãos.

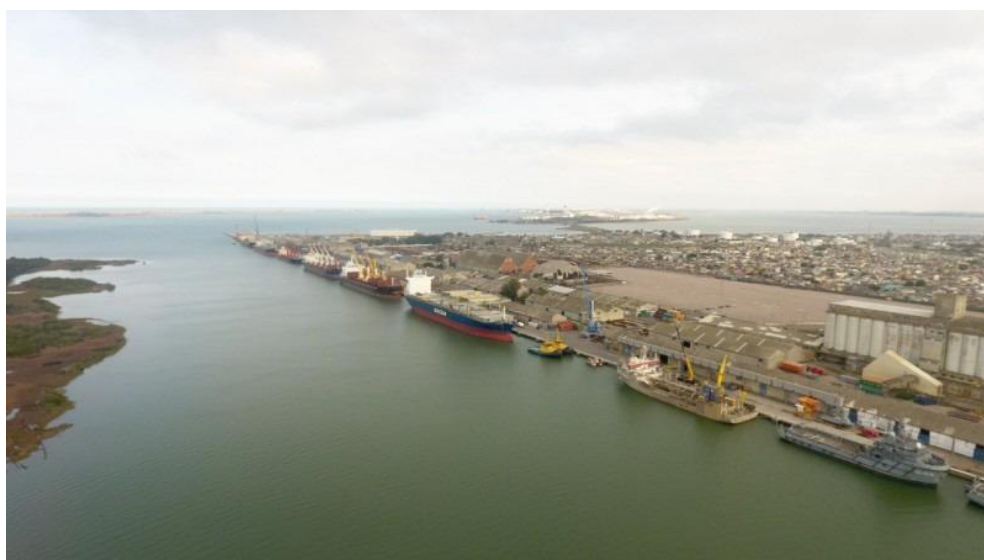


Figura 5.3 – Porto do Rio Grande

Fonte: SAGRES

O Porto do Rio Grande é destaque entre os outros integrantes a Portos RS. Além de ser privilegiado por suas características geográficas, as quais favorecem as condições de atendimento a embarcações de longo curso, o mesmo encontra-se com um calado de 14,5 metros, o qual contribui para a entrada de grandes embarcações em seus terminais de granéis e de contêineres.

De acordo com a Agência Nacional de Transportes Aquaviários - ANTAQ, analisando apenas o primeiro trimestre dos anos de 2019 à 2022, o Porto de Rio Grande sempre se manteve entre as cinco primeiras posições em movimentações de carga no Brasil. Nesse período, somente o Porto do Rio Grande movimentou uma média de 5.407.067 de toneladas, sendo ele responsável em média por 2,06% de movimentação de cargas no país, como pode ser visto na Fig. 5.4.

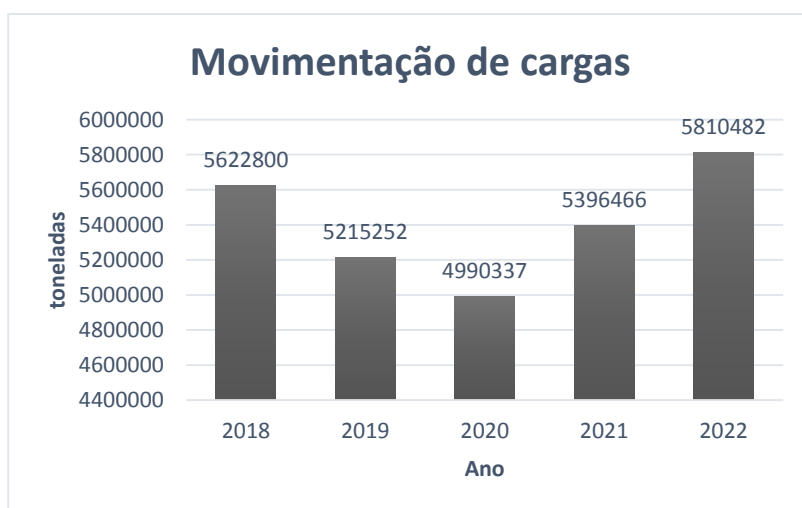


Figura 5.4 – Movimentação de cargas do Porto do Rio Grande

Segundo o Laboratório de Transporte e Logística - Labtrans (2012) o Porto do Rio Grande é conhecido como o Porto do MERCOSUL, pois além de absorver a demanda do Estado do Rio Grande do Sul também absorve a demanda do Estado de Santa Catarina. Possui abrangência em outros países como o Uruguai, Paraguai e a Argentina.

Tal eficiência se dá também através de operadores portuários de qualidades inquestionáveis, os quais atuam juntamente com a Portos RS, de modo a manter a competitividade e buscar a eficiência e eficácia de seus serviços. Os operadores são os seguintes: Sagres Agenciamentos Marítimos, Agência Marítima Orion, Vanzin Serviços Aduaneiros e Serra Morena *Commodities* e Serviços.

Devido a significativa importância do Porto do Rio Grande para o Estado do RS e para o Brasil, que o presente estudo concentrar-se-á em identificar o melhor plano de ação para os serviços

prestados aos navios, com base na opinião dos operadores atuantes, em relação aos três principais tipos de cargas movimentadas pelo porto vigente.

5.1. Indicadores de Desempenho Utilizados no Porto do Rio Grande

A fim de identificar se um determinado porto é eficiente, a ANTAQ propõe a utilização de indicadores de desempenho. Assim, esses indicadores deverão possuir o intuito de medir, quantificar e agregar para que se torne possível a comparação e até mesmo para o estabelecimento de metas.

A ANTAQ (2022) possui um grande número de indicadores, podendo esses serem divididos em categorias como: economicidade, eficiência e qualidade. Sendo que a última categoria, ainda pode ser classificada como atendimento e confiabilidade.

Em um porto como o do Rio Grande, devido ao seu elevado número de toneladas movimentadas, é relevante a utilização de indicadores de desempenho que possuem a função de averiguar os serviços prestados aos navios, pois todas as demais atividades dependem de uma boa recepção ao navio. Estes indicadores podem ser vistos na Fig. 5.5.

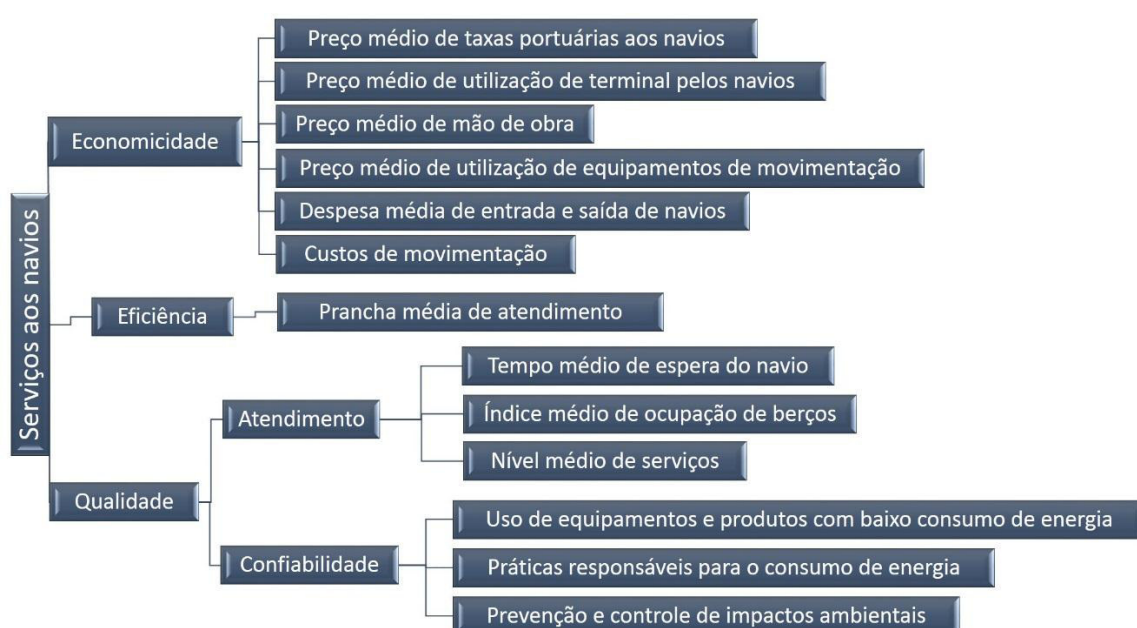


Figura 5.5 – Indicadores de desempenho portuário nos serviços aos navios

No presente estudo serão utilizados somente os indicadores de serviços aos navios voltados a economicidade, visto que o interesse do porto é buscar a eficiência com baixa utilização de recursos financeiros.

Segundo ANTAQ (2003) os indicadores de desempenho operacional nos serviços aos navios

com relação a economicidade, são definidos da seguinte forma:

- Preço médio de taxas portuárias aos navios – indica as taxas portuárias pagas pelos armadores ou donos de mercadorias, pela movimentação de cargas na área do porto.
- Preço médio de utilização de terminal pelos navios – indica o preço médio dos valores pagos pelo operador portuário ou dono de mercadoria, aos arrendatários pelo uso do terminal.
- Preço médio de mão de obra – indica o preço médio da mão de obra avulsa empregada nas operações de carga/descarga, para cada terminal ou conjunto de berços.
- Preço médio de utilização de equipamentos de movimentação – indica o valor médio do aluguel de equipamentos utilizados nas operações de carga/descarga, em cada terminal ou conjunto de berços.
- Despesa média de entrada e saída de navios - indica o custo médio de escala do navio para cada terminal ou conjunto de berços.
- Custos de movimentação – indica a diferença entre os preços cobrados pelo operador ou arrendatário e os custos obtidos em operações complementares.

Importante salientar que os indicadores, acima descritos, serão identificados como alternativas, os quais servirão como base para a comparação com relação aos tipos de cargas. Os indicadores serão ponderados a partir dos julgamentos de seus decisores.

As alternativas que serão os indicadores com relação a economicidade, receberão uma nomenclatura pertinente. Os tipos de cargas, serão os critérios e também irão adquirir uma nova terminologia. Na Tab. 5.1 estão apresentadas as nomenclaturas definidas.

Tabela 5.1. Nomenclatura dos critérios e alternativas

	Nomenclatura	Variável
Critérios	C_1	Carga Viva
	C_2	Carga de projeto rodantes
	C_3	Grãos
	a_1	Preço médio de taxas portuárias aos navios
	a_2	Preço médio de utilização de terminal pelos navios
	a_3	Preço médio de mão de obra
	a_4	Preço médio de utilização de equipamentos de movimentação

a_5	Despesa média de entrada e saída de navios
a_6	Custos de movimentação

A partir da escolha e do entendimento sobre os indicadores utilizados no presente estudo, um instrumento de coleta de dados, que será abordado na próxima seção, necessita ser construído.

5.2. Modelagem do Instrumento de Coleta de Dados

Com o objetivo de construir um plano de ação para os serviços prestados aos navios no Porto do Rio Grande, foi indispensável a criação de um instrumento de coleta de dados. O estudo é realizado com base na opinião dos especialistas em atividades portuárias, entre eles os operadores portuários.

Assim, foi elaborada uma planilha eletrônica para que os mesmos pudessem expressar seus julgamentos de forma mais clara e serena. (Ver APÊNDICE 1).

Nessa planilha foi implementada a escala definida no capítulo 4, onde suas classes foram categorizadas conforme a importância, tendo elas os seguintes rótulos: indiferente, razoável, considerável, importante, forte e por fim extrema, como na Fig. 5.6.

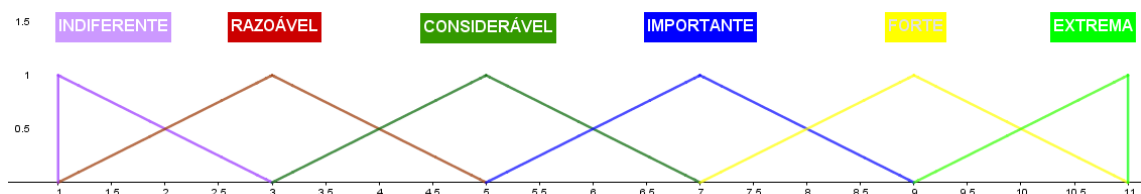


Figura 5.6 – Escala com seus termos linguísticos

Outro aspecto relevante na implementação da escala, está relacionado a opção de escolha do decisor/usuário, o qual pode ser escolhido no formato qualitativo e ou quantitativo. Importante ressaltar que no formato quantitativo, o decisor poderá optar em dar sua ponderação através de duas maneiras: inteira ou decimal, de acordo com a Tab.5.2.

Tabela 5.2. Especificidades da escala

Categoria	Definição	Quantitativo - inteiro	Quantitativo – intervalo/decimal
Indiferente	A importância do indicador “A” com relação a carga “B” é indiferente, ou seja, sua contribuição ao desenvolvimento portuário é irrelevante.	1	1 a 3
Razoável	O indicador “A” com relação a carga “B”, possui uma razoável importância para o desenvolvimento portuário.	3	3 a 5
Considerável	O indicador “A” com relação a carga “B”, possui um leve favorecimento para o desenvolvimento portuário.	5	5 a 7
Importante	O indicador “A” com relação a carga “B”, é importante para o desenvolvimento portuário.	7	7 a 9
Forte	O indicador “A” com relação a carga “B”, é fortemente importante para o desenvolvimento portuário.	9	9 a 11
Extrema	O indicador “A” com relação a carga “B”, é de extrema importância para o desenvolvimento portuário.	11	11

A comparação irá ocorrer entre os indicadores de desempenho dos serviços aos navios com relação aos três tipos de cargas, ou seja, a partir de um determinado indicador o decisor deverá estipular seu julgamento. O usuário será questionado sobre a importância do indicador para os três tipos de cargas, sendo as classes definidas conforme a tabela acima.

Após as especificações e utilidades da escala, a próxima seção irá apresentar a aplicação e os resultados do presente estudo com a utilização do método THOR com entrada de dados em fuzzy.

5.3. THOR com Entrada de Dados em Fuzzy Aplicado ao Porto do Rio Grande

No VIII Congresso Internacional de Desempenho Portuário do ano de 2021, foi apresentado um painel sobre a privatização dos Portos de interesse público no Brasil, expondo a intenção da privatização do cais dos portos públicos, os quais passariam a atuar apenas como administradores e

não mais como prestadores de serviços.

Um dos tópicos discutidos nesse congresso foi que através dessa tendência as administrações do cais público se tornariam administradores macros, ou seja, focariam apenas no planejamento. No entanto, isto só seria possível se os portos se tornassem investidores em terminais de uso privado.

Nesse sentido, tendo como objetivo a proposta de um plano de ação ao Porto do Rio Grande, houve a necessidade de aplicação do questionário aos profissionais das empresas privadas atuantes no cais do porto. A escolha desses especialistas ficou vinculada a sua prática perante aos serviços prestados aos navios.

Então, após a análise das particularidades pretendidas com os profissionais, foram encontrados os seguintes cargos: gerente de operação, controlador de cargas e descargas de navios e despachante aduaneiro. Estes três especialistas foram os decisores e serviram como base para todos os resultados obtidos pelo vigente método.

Importante destacar que ambos os critérios foram classificados pelos decisores com o rótulo de importância para o Porto do Rio Grande, ou seja, receberam a ponderação 7 para os cálculos do presente método.

De posse das matrizes individuais, foi aplicado o processo de fuzzificação, ou seja, a transformação do número crisp em um número fuzzy triangular. Em seguida, foi executada a etapa de inferência fuzzy. A inferência fuzzy, é responsável pelo processo de agregação das matrizes individuais dos decisores, cujos números fuzzy triangulares, estão representados na Tab.5. 3.

Tabela 5.3. Valores da Matriz de Agregação com Números Fuzzy

	C_1	C_2	C_3
a_1	(3,68; 5,68; 7,68)	(5,01; 7,01; 9,01)	(6,12; 8,12; 10,12)
a_2	(3,68; 5,68; 7,68)	(5,01; 7,01; 9,01)	(5,01; 7,01; 9,01)
a_3	(4,34; 6,34; 8,34)	(6,78; 8,78; 10,78)	(4,34; 6,34; 8,34)
a_4	(1,9; 3,9; 5,9)	(4,34; 6,34; 8,34)	(6,34; 8,34; 10,34)
a_5	(4,34; 6,34; 8,34)	(5,67; 7,67; 9,67)	(6,78; 8,78; 10,78)
a_6	(6,12; 8,12; 10,12)	(6,78; 8,78; 10,78)	(4,79; 6,79; 8,79)
Peso dos critérios	(5,7,9)	(5,7,9)	(5,7,9)

Definida a tabela, que representa a matriz de agregação, é possível determinar a matriz de

pertinências, conforme representada pela Tab. 5.4.

Tabela 5.4. Valores da Matriz de Pertinência

	C_1	C_2	C_3
a_1	0,66	0,995	0,56
a_2	0,66	0,995	0,995
a_3	0,67	0,89	0,67
a_4	0,55	0,67	0,67
a_5	0,67	0,665	0,89
a_6	0,56	0,89	0,895
Peso dos critérios	1	1	1

Definidas as tabelas que representam as matrizes de agregação e de pertinência dos decisores, foi realizada a defuzzificação. A defuzzificação é responsável pela conversão do número fuzzy em um número crisp, conforme descrito no capítulo 4. A Tab. 5.5, representa a matriz de decisão defuzzificada.

Tabela 5.5. Valores da Matriz de decisão defuzzificada

	C_1	C_2	C_3
a_1	5,6997	7,0179	8,1268
a_2	5,6997	7,0179	7,0179
a_3	6,3587	8,7863	6,3487
a_4	3,9142	6,3487	8,3466
a_5	6,3487	7,6777	8,7863
a_6	8,1268	8,7863	6,7981
Peso dos critérios	7	7	7

Os valores limitantes, são mostrados na Tab. 5.6.

Tabela 5.6. Valores limitantes

Limitante	Valor
p	0,8762
q	0,4231
d	4,8721

Finalizada a modelagem fuzzy, os valores contidos nas tabelas 5.4, 5.5 e 5.6 alimentaram o algoritmo THOR com entrada fuzzy, obtendo a classificação das ponderações como: indiferente, preferência forte e fraca.

Seguindo o fluxograma apresentado na Fig. 4.13, o passo seguinte consiste na construção dos três cenários, conforme o formalismo (2.4), (2.5) e (2.6). Logo, para o cenário S_1 , foram obtidos os seguintes valores apresentados na Tab. 5.7.

Tabela 5.7. Valores da Matriz de decisão para o cenário S_1

	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	a_6
a_1	0	0,5	0,5	0,5	0,5	0,33
a_2	0,5	0	0,5	0,5	0,5	0,2
a_3	0,5	0,5	0	0,667	0,5	0,5
a_4	0,5	0,5	0,33	0	0	0,33
a_5	0,5	0,5	0,5	1	0	0,33
a_6	0,667	1	0,5	0,667	0,667	0

Para o cenário S_2 foram encontrados os valores subsequentes expostos na Tab. 5.8.

Tabela 5.8. Valores da Matriz de decisão para o cenário S_2

	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	a_6
a_1	0	0,5	0,36	1	0	0,33
a_2	0,5	0	0,33	0,65	0	0,2
a_3	0,64	0,667	0	0,667	0,5	0,21
a_4	0,21	0,35	0,33	0	0	0,33
a_5	1	1	0,5	1	0	0,33
a_6	0,667	1	0,787	0,667	0,67	0

Na Tab.5.9, foram apresentados os valores para o cenário S_3 .

Tabela 5.9. Valores da Matriz de decisão para o cenário S_3

	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	a_6
a_1	0	1	0,36	1	0	0,33
a_2	0,5	0	0,33	0,65	0	0,2
a_3	0,64	0,67	0	0,667	0,5	0,21
a_4	0,21	0,35	0,33	0	0	0,33
a_5	1	1	0,5	1	0	0,33
a_6	0,67	1	1	0,667	0,667	0

Construídos os cenários S_1 , S_2 e S_3 foi necessária uma última análise, sendo esta responsável pela comparação dos valores que constituem as matrizes dos cenários ao valor limite de indiferença q .

O valor de q é o limite quando o decisor julga ter uma indiferença irrelevante. No entanto, caso os valores sejam menores que 0,4231, deverão ser redefinidos com ponderação zero. Realizada a verificação, são obtidas as seguintes matrizes para os três cenários, conforme apresentadas nas Tab. 5.10, Tab. 5.11 e Tab. 5. 12.

Tabela 5.10. Valores da Matriz de decisão final para o cenário S_1

	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	a_6
a_1	0	0,5	0,5	0,5	0,5	0
a_2	0,5	0	0,5	0,5	0,5	0
a_3	0,5	0,5	0	0,667	0,5	0,5
a_4	0,5	0,5	0	0	0	0
a_5	0,5	0,5	0,5	1	0	0
a_6	0,667	1	0,5	0,667	0,667	0

Tabela 5.11. Valores da Matriz de decisão final para o cenário S_2

	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	a_6
a_1	0	0,5	0	1	0	0
a_2	0,5	0	0	0,65	0	0
a_3	0,64	0,667	0	0,667	0,5	0
a_4	0	0	0	0	0	0
a_5	1	1	0,5	1	0	0
a_6	0,667	1	0,787	0,667	0,67	0

Tabela 5.12. Valores da Matriz de decisão final para o cenário S_3

	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	a_6
a_1	0	1	0	1	0	0
a_2	0,5	0	0	0,65	0	0
a_3	0,64	0,67	0	0,667	0,5	0
a_4	0	0	0	0	0	0
a_5	1	1	0,5	1	0	0
a_6	0,67	1	1	0,667	0,667	0

A seguir o somatório das linhas das tabelas, representando as matrizes finais dos cenários, é efetuado, conforme mostra a Tab. 5.13.

Tabela 5.13. Matriz de decisão final para os três cenários

	S_1	S_2	S_3
a_1	2	1,5	2
a_2	2	1,15	1,15
a_3	2,667	2,474	2,477
a_4	1	0	0
a_5	2,5	3,5	3,5
a_6	3,501	3,791	4,004

Depois, o índice de pertinência, foi determinado através da média aritmética dos valores das pertinências das alternativas, conforme Tab. 5.14.

Tabela 5.14. Índice de pertinência

Alternativa	Índice
a_1	0,7383
a_2	0,8833
a_3	0,7433
a_4	0,63
a_5	0,7417
a_6	0,7817

Após a realização de todas as etapas é imprescindível a interpretação da nebulosidade dos dados. Na Tab. 5.14 é possível notar que para todas as alternativas a média da nebulosidade ficou acima de 50%, ou seja, o grau de pertinência, também denotado por certeza, é elevado permitindo que nenhuma alternativa seja descartada.

Outro aspecto relevante é o baixo valor da média de pertinência da alternativa a_4 , aquela que representa o indicador que possui como referência o preço médio de utilização de equipamentos de movimentação. Esta alternativa, segundo os decisores não possui uma importância tão relevante para o problema em questão.

Finalizada a interpretação do índice de nebulosidade das alternativas, as compreensões com relação as alternativas e os cenários foram executados. Através da Tab. 5.13 para o cenário S_1 é notável a superioridade da alternativa a_6 , ou seja, os custos de movimentação são os mais relevantes para os decisores com relação aos três tipos de cargas, sendo elas: carga viva, de projeto rodantes e grãos. Além disso, não apresentando uma diferença significativa encontram-se as alternativas com relação ao preço médio de mão de obra, seguida da despesa média de entrada e saída de navios.

Quando observado os cenários S_2 e S_3 na Tab. 5.13, tem-se uma nova situação quanto a definição do plano de ação do Porto do Rio Grande, com relação a opinião dos decisores, aparece uma inversão de posição da alternativa a_5 com a a_3 , a alternativa custo de movimentação mantém-se em destaque, porém sua ponderação é crescente quando são comparados os cenários.

Portanto, sugere-se aos tomadores de decisão das empresas privadas, que atuam na movimentação de cargas viva, de projeto rodantes e grão no cais do Porto do Rio Grande, que ao utilizarem os indicadores dos serviços aos navios, mais precisamente os responsáveis pela

economicidade, evidenciem seus esforços na redução dos custos de movimentação seguidos pela despesa média de entrada e saída de navios e no preço médio de mão de obra, os quais apresentaram destaque em ambos os cenários propostos pelo método THOR com entrada de dados fuzzy.

5.4. Comparações dos Resultados entre as Atualizações do Método THOR

Visando apresentar que o método THOR com entrada de dados fuzzy não faz nenhuma alteração com relação a fundamentação matemática do algoritmo THOR original, bem como mostrar que os resultados não sofrem modificações significativas que a presente seção foi criada.

Os resultados obtidos, na seção anterior, através da opinião dos decisores, foram comparados aos métodos THOR original e THOR 2. Assim, realizando todos os passos conforme descrito no capítulo 2, ressalta-se, que em ambas as metodologias não foram inseridos os valores de pertinência, ou seja, quando isso ocorre ambos os métodos adotam a inexistência da mesma.

Para o algoritmo THOR original, foram obtidos os seguintes dados para os três cenários, conforme a Tab. 5.15.

Tabela 5.15. Valores da Matriz de decisão final do Método THOR original

	S_1	S_2	S_3
a_1	2	1,167	1,667
a_2	2	1,167	0,667
a_3	2,667	2,501	2,601
a_4	1	0	0
a_5	2,3	3,3	3,6
a_6	3,301	3,601	4,001

Já o THOR 2 para os três cenários, apresenta como matriz de decisão a exposta na Tab. 5.16.

Tabela 5.16. Valores da Matriz de decisão final do Método THOR 2

	S_1	S_2	S_3
a_1	2	1,206	1,706
a_2	2	1,131	0,631
a_3	2,667	2,502	2,602
a_4	1	0	0
a_5	2,3	3,3	3,6
a_6	3,301	3,575	4,001

As hierarquias apresentadas na Tab. 5.17, servirão de apoio no entendimento das alterações encontradas nos três cenários para que as comparações entre os métodos se tornem mais fidedignas.

Tabela 5.17. Hierarquias das alternativas para todos os cenários e métodos

	S_1	S_2	S_3
THOR original	$a_6 > a_3 > a_5 > a_1 = a_2 > a_4$	$a_6 > a_5 > a_3 > a_1 = a_2 > a_4$	$a_6 > a_5 > a_3 > a_1 > a_2 > a_4$
THOR 2	$a_6 > a_3 > a_5 > a_1 = a_2 > a_4$	$a_6 > a_5 > a_3 > a_1 > a_2 > a_4$	$a_6 > a_5 > a_3 > a_1 > a_2 > a_4$
THOR escala fuzzy	$a_6 > a_3 > a_5 > a_1 = a_2 > a_4$	$a_6 > a_5 > a_3 > a_1 > a_2 > a_4$	$a_6 > a_5 > a_3 > a_1 > a_2 > a_4$

Nesta seção a interpretação dos cenários foi feita de forma genérica, ou seja, sem a inclusão dos rótulos de cada alternativa, pois como mencionado anteriormente o objetivo é apresentar a eficiência do método THOR com entrada de dados fuzzy quando comparado as duas versões já consolidadas, sendo elas: THOR original e o THOR 2.

Para o cenário S_1 , o mais rigoroso entre os cenários, encontrado nas Tab. 5.13, Tab. 5.15 e Tab. 5.16 é possível notar que em ambos os métodos foi obtida a mesma hierarquia para as alternativas, ver Tab. 5.17. Porém, com relação às ponderações é observado uma ínfima variação entre os métodos THOR original, THOR 2 e THOR com entrada de dados fuzzy.

Esta alteração ocorre devido ao processo de adaptação ao sistema fuzzy, mais precisamente a fuzzificação e a inferência fuzzy, os quais são responsáveis pela agregação dos dados através de

operações fuzzy.

Quanto ao cenário S_2 , também encontrado nas Tab. 5.13, Tab. 5.15 e Tab. 5.16, o THOR original foi o que apresentou uma hierarquia diferente quando comparado ao THOR 2 e ao THOR com entrada de dados fuzzy, ver Tab. 5.17. Além disso, o THOR com entrada de dados fuzzy possui novamente uma variação com relação a ponderação de cada alternativa. Isso foi possível a partir da inclusão da escala fuzzy, onde o algoritmo passa a ser mais acessível ao usuário, pois capta a subjetividade do sistema, não sendo de responsabilidade do decisor.

Por fim, para o cenário S_3 , observa-se nas Tab. 5.13, Tab. 5.15, Tab. 5.16 e Tab. 5.17, que a hierarquia das alternativas se manteve para ambos os métodos. Já as ponderações também sofreram alterações, assim como nos cenários anteriores.

Importante ressaltar, que somente a versão THOR com entrada de dados fuzzy é capaz de captar a nebulosidade do sistema, dessa forma não precisando mais ser informada pelo decisor. A nebulosidade é calculada paralelamente a inserção das ponderações pelos julgamentos dos juízes, através da modelagem do sistema fuzzy, como apresentado no capítulo 4.

Na comparação com as três versões do método THOR, uma breve análise quantitativa da redução da carga cognitiva sofrida pelos decisores deve ser também observada. No THOR original e THOR 2, o decisor deve informar os valores para os limites de preferência, indiferença e discordância. Outra função do decisor é definir a ponderação para cada critério e também para a comparação entre os critérios e alternativas. Além disso, para cada julgamento, o decisor deverá atribuir um grau de veracidade/certeza de sua decisão. Logo, para o estudo de caso apresentado, que contém 3 critérios e 6 alternativas, o decisor fornecerá um total de 45 intervenções, como pode ser observado em (5.1).

$$[(6 \times 3) + 3] + 21 + 3 = 45 \quad (5.1)$$

Ponderação para as combinações pareadas entre 6 alternativas e 3 critérios.

Ponderação para os 3 critérios.

Grau de veracidade/certeza para as ponderações dos 3 critérios e para as combinações pareadas entre 6 alternativas e 3 critérios.

Grau de veracidade para os 3 limitantes.

No THOR com entrada de dados fuzzy o decisor atribui seu julgamento para cada critério e pondera a combinação pareada entre os critérios e alternativas. O estudo de caso apresentado, possui 3 critérios e 6 alternativas. Sendo assim, o decisor tem um total de 21 intervenções, como pode ser observado em (5.2).

$$[(6 \times 3) + 3] = 21 \quad (5.2)$$

Ponderação para as combinações
 pareadas entre 6 alternativas e 3
 critérios.

Ponderação para os 3 critérios.

Portanto, é possível afirmar que a inclusão da teoria fuzzy na entrada de dados do método THOR, faz uma significativa redução no esforço cognitivo exigido do decisor. Além disso, a inclusão na entrada de dados proporciona um ambiente mais agradável ao usuário, pois seus pilares teóricos e matemáticos são mantidos.

O próximo capítulo irá discursar sobre as considerações mais expressivas do presente trabalho.

6. Considerações Finais

Todo processo de tomada de decisão tem como finalidade utilizar métodos para auxiliar os decisores ou até mesmo gestores em tomadas de decisões complexas, porém é relevante aprimorar algoritmos que apresentam limitações principalmente com relação a capacidade de lidar com as imperfeições do pensamento humano.

Com intuito de tornar os métodos de apoio a tomada de decisão cada vez mais robustos é que muitos pesquisadores, para lidar com as adversidades cognitivas dos seres humanos, estão buscando a junção de teorias para desenvolver e reformular algoritmos.

A partir do estudo do Algoritmo Híbrido de Apoio Multicritério a Decisão para Processos Decisórios com Alternativas Discretas, acrônimo THOR, observou-se que, embora promissor pela sua metodologia revelar características peculiares com relação a ordenação das alternativas e na eliminação dos critérios redundantes, ainda é pouco utilizado em decorrência da sobrecarga cognitiva pela qual o decisor é submetido.

Outra observação relevante é que o THOR já possui uma nova versão o THOR 2, onde é proposta uma alternância axiomática, focada apenas na ponderação das sobreclassificações. Porém, sua utilização também poderá ser prejudicada, pois nesse *upgrade* foi atribuído o objetivo de propor resultados mais coerentes com a classificação pretendida.

Assim, acredita-se que a sobrecarga cognitiva agrava a utilização tanto do THOR quanto do THOR 2, pois a sobrecarga ocorre na etapa de atribuição, quando o decisor opta por estabelecer todos os juízos de valor, isto é, definindo os valores das ponderações para os critérios e alternativas, incluindo os limitantes. Além disso, para cada avaliação, o decisor deverá definir o grau de certeza para o seu julgamento, também conhecido como grau de pertinência.

O estudo para evolução da metodologia THOR permitirá sua utilização mais difundida e amigável, devido a sua grande contribuição ao AMD. A partir da revisão bibliográfica foi observado um aumento gradativo da utilização da teoria fuzzy aliada aos métodos multicritério para lidar com os problemas de subjetividade encontrados no processo da tomada de decisão. Cada vez mais os estudos mostram que a teoria fuzzy combinada com outras metodologias permite transformar o ambiente decisório mais acessível ao decisor, além da vantagem em tratar a imprecisão das informações.

Com o estudo realizado sugere-se uma atualização do algoritmo THOR, a partir da inclusão de uma escala de medida fuzzy seguindo os processos de um sistema fuzzy, o qual passa pelas etapas de fuzzificação, inferência fuzzy e defuzzificação. Com a escala fuzzy foi possível incorporar os

termos linguísticos e propor uma maior flexibilidade na ponderação dos juízos de valor para os decisores.

Além disso, o trabalho teve contribuições importantes como: a construção de uma escala nebulosa, onde o “parâmetro em análise” (base do triângulo), do número fuzzy, precisa apresentar um intervalo de variação tal que, o número pertencente a essa faixa deverá ter possibilidade de ocorrência maior do que os outros; a construção da escala fuzzy com seis classes para a categorização, oferecendo ao sistema de classificação uma autonomia ao decisor e um aumento quanto ao nível de precisão, expressividade, diversidade e subjetividade, o qual é inestimável ao processo decisório e a utilização do método centroide para a defuzzificação.

Também foi desenvolvida uma planilha eletrônica. Juntamente de forma a acoplar a escala fuzzy construída, ao algoritmo THOR implementado. Essa planilha, de interesse puramente acadêmico, a qual apresenta todas as etapas estipuladas no capítulo 4. Porém, devido à limitação do *software* utilizado, como a combinatoriedade, foram fixados apenas a utilização de 10 alternativas e 10 critérios.

Como forma de mostrar a aplicabilidade e até mesmo futuramente comparar os resultados do THOR com a entrada de dados fuzzy com outras metodologias, foi apresentada uma análise dos indicadores de desempenho nos serviços aos navios. O objeto do estudo de caso foi escolhido, a partir da potencialidade que o Porto do Rio Grande possui para o Estado do Rio Grande do Sul. Como mencionado no capítulo 5, os portos públicos poderão ser privatizados tornando-se apenas fiscais e não mais prestadores de serviços.

O método THOR com entrada de dados fuzzy foi aplicado aos profissionais das empresas privadas que já atuam no cais público do Porto do Rio Grande prestando serviços aos navios, com o objetivo de propor um plano de ação ao Porto do Rio Grande, tornando a interpretação mais coerente com a realidade da Porto RS.

Os indicadores de desempenho portuários, voltados aos serviços aos navios, com relação a economicidade foram definidos como alternativas e os três tipos de movimentação de carga (viva, projeto rodantes e grãos) pelo Porto do Rio Grande, foram definidos como critérios.

Como principais resultados obtidos pelo THOR com entrada de dados fuzzy, destacou-se a soberania do indicador com relação aos custos de movimentação, seguido do preço médio de mão de obra e por fim o indicador com referência as despesas médias de entrada e saída de navios.

Quando comparados os resultados encontrados através das três versões do algoritmo, THOR original, THOR 2 e THOR com entrada de dados fuzzy é possível notar que em ambas metodologias em todos cenários apresentaram uma variação na ponderação das alternativas e em sua grande parte

as hierarquias se mantiveram.

Outro aspecto relevante observado foi a proximidade dos resultados obtidos pelo THOR com entrada de dados fuzzy e o THOR 2. As hierarquias foram mantidas havendo uma ínfima diferença encontrada na pontuação das alternativas. Acredita-se que tal fato ocorreu devido a inclusão da incerteza, em todas as avaliações dos decisores, ser captada através da escala fuzzy.

A integração de uma escala fuzzy a entrada de dados do THOR além de reduzir significativamente o esforço cognitivo do decisor, proporciona uma entrada de dados acessível, permitindo duas formas para o julgamento, qualitativa e quantitativa. A forma qualitativa ocorre através dos termos linguísticos e a forma quantitativa, por meio das 6 classes. Também, há de se destacar que se manteve a fundamentação teórica matemática do THOR original, sendo essa possível devido a modelagem de um sistema fuzzy.

Apesar de todas as contribuições apresentadas pelo THOR com entrada de dados fuzzy, o algoritmo possui duas limitações significativas, sendo elas: a necessidade da informação da ponderação para os critérios e alternativas e o número restrito de alternativas e critérios permitidos pela planilha eletrônica implementada.

A primeira limitação referida fica vinculada a obrigatoriedade da definição, por parte do decisor, do peso aos critérios e das alternativas. Estes pesos são a base para a obtenção da pertinência do sistema, isto é, na construção do índice nebuloso. Além disso, os valores limitantes também são definidos com base nas ponderações informadas pelo decisor.

A segunda limitação, refere-se à capacidade da planilha eletrônica interativa com relação a implementação da escala fuzzy, fixando 10 alternativas e 10 critérios. Caso seja necessário, mais de 10 critérios e/ou alternativas, acredita-se que existe a necessidade de implementação em outra linguagem de programação.

Além das contribuições já referidas, pode-se concluir que, esse trabalho tornou o método THOR menos cansativo ao tomador de decisão pela inclusão da escala fuzzy, bem como a adição da incerteza sobre todos os julgamentos definidos pelo decisor, através da modelagem fuzzy.

Com relação à metodologia, pode-se propor como trabalhos futuros a adaptação da matemática clássica do THOR original para a teoria fuzzy, obtendo-se o THOR Fuzzy. Outra proposta é a implementação da escala fuzzy mista, ou seja, com a modelagem de cada termo linguístico através de um número fuzzy diferente.

Finalmente espera-se que este trabalho sirva como referência para trabalhos futuros que tenham interesse no estudo do algoritmo THOR, sobretudo as suas especificidades e peculiaridades.

7. Referências

- AKSOY, A.; SUCKY, E. e ÖZTÜRK, N. Dynamic strategic supplier selection system with fuzzy logic. **Procedia- Social e Behavioral Science**, v. 109, p. 1059-1063, 2014.
- ALENCAR, L. H. e COSTA, A. P. C. S. Gerenciamento de projeto na construção civil baseado no SAD THOR – estudo de caso. In: Anais do **XXXVI Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional**. São João del Rei – MG: Sociedade Brasileira de Pesquisa Operacional, 2002.
- AMORIN, L.A.; PATTO, V.S.; FREITAS, L.A.C.; SENE JR, I.G. e BULCÃO NETO, R. De F. Agente de Suporte à decisão multicritério com soma ponderada-fuzzy em gestão pública participativa: um estudo de caso em gestão ambiental. **Brazilian Journal of Information Systems**, v. 8(3), p. 28-41, 2015.
- ANTAQ. Indicadores de desempenho portuário – Cartilha de orientação. **ANTAQ**, 2003.
- ANTAQ. **Agência Nacional de Transporte Aquaviários**, 2022. Disponível em: < <https://www.gov.br/antag/pt-br> >. Acesso em: 20/05/2022.
- APPADOO, S.S.; BHATT, S.K. e BECTOR, C.R. Application of possibility theory to investment decisions. Fuzzy Optim. **Decision Making**, v. 7, p. 35-57, 2008.
- ASBACHER, C. Introduction to neutrosophic logic. **American Research Press**, Rehoboth, 2002.
- ATANASSOV, K.T. Intuitionistic fuzzy sets. **Bulgarian Academy Science**, Bulgaria, 1983.
- BAJESTANI, N.S.; KAMYAD, A.V.; ESFAHANI, E.N. e ZARE, A. Prediction of retinopathy in diabetic patients using type 2 fuzzy regression model. **European Journal of Operational Research**, v. 264(3), p. 859-869, 2018.
- BALUSA, B.C. e GORAY, A.K. Sensitivity analysis of fuzzy-analytic hierarchy process (FAHP) decision-making model in selection of underground metal mining method. **Journal of Sustainable Mining**, v.18, p. 8-17, 2019.
- BARDOSSY, A.; DUCKSTEIN, L. e BOGARDI, I. Combination of fuzzy number representing expert opinions. **Fuzzy Sets and Systems**, v. 57, p. 173-181, 1993.
- BARROS, L.C.; BASSANEZI, R.C. e LODWICK, W.A. A first course in fuzzy dynamical systems and biomathematics, theory and applications. **Singer**, 2017.
- BARUD, N. A.; GOMES, C. F. S.; DOS SANTOS, M. e MURADAS, F. Escolha da forma de implantação de um *Hospital Information System* (HIS) na Marinha do Brasil utilizando o método multicritério THOR. In: Anais do **LII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional**. João Pessoa – PB: Sociedade Brasileira de Pesquisa Operacional, 2020.
- BELCHIOR, A.D. **Um modelo fuzzy para avaliação da qualidade de software**, 1997. Doctoral dissertation, RJ: Universidade Federal do Rio de Janeiro.

- BENOIT, E. Expression of uncertainty in fuzzy scales based measurements. **Measurement**, v. 46, p. 3778 - 3782, 2013.
- BUCKLEY, J.J. The multiple judge, multiple criteria ranking problem: a fuzzy set approach. **Fuzzy Sets and systems**, v. 13, p. 25-37, 1984.
- CAPRIOLI, C. e BOTTERO, M. Addressing complex challenges in transformations and planning: a fuzzy spatial multicriteria analysis for identifying suitable locations for urban infrastructures. **Land Use Policy**, v. 102, 2021.
- CARDOSO, R. S.; XAVIER, L. H.; GOMES, C. F. S. e ADISSI, P. J. Uso do SAD no apoio à decisão na destinação de resíduos plásticos e gestão de materiais. **Pesquisa Operacional**, v. 29, p. 67-95, 2009.
- CÉRON, R. A. M.; KAFAROV, V.; BAYONA, L. G. e HUSTADO, R. Q. A novel hybrid approach based on fuzzy multi-criteria decision-making tools for assessing sustainable alternatives of power generation in San Andrés Island. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 110, p. 159-173, 2019.
- COSTA, C. G. **Probabilidades imprecisas: intervalar, fuzzy e fuzzy intuicionista**, 2012. Doctoral Dissertation, RN: Universidade Federal do Rio Grande do Norte.
- DONG, M. LIS e ZHANG, H. Approaches to group decision making with incomplete information based on power geometric operators and triangular fuzzy AHP. **Journal Experts Systems with Applications**, v. 42(21), p. 7846-7857, 2015.
- DHUNNY, A.Z.; DOORGA, J.R.S.; LOLLCHUND, M.R. e BOOJHAWON, R. Identification of optimal wind, solar and hybrid wind-solar farming sites using Fuzzy logic modelling. **Energy**, v. 188, 2019.
- DIMITROVA, N.S.; MARKOV, S.M. e POPOVO, E.D. Extended interval arithmetics: new results and applications. **Computer Arithmetic and Enclosure Methods**, p. 225-232, 1992.
- DUARTE, J. A. A. Applying the TODIM fuzzy method to the valuation of Brazilian banks. **Pesquisa Operacional**, v. 38(1), p. 153-171, 2018.
- DUBOIS, D. e PRADE, H. Operations on fuzzy numbers. **International Journal of Systems Sciences**, v. 9, p. 613-626, 1978.
- DUBOIS, D. e PRADE, H. Fuzzy sets in approximate reasoning, Part 1: inference with possibility distributions. **Fuzzy Sets and Systems**, IFSA, Special Memorial Volume: 25 years of fuzzy sets, North-Holland, Amsterdam, 1991.
- GHADIMI, P.; TOOSI, F.G. e HEAVEY, C. A multi-agent systems approach for sustainable supplier selection and order allocation in partnership supply chain. **European Journal of Operational Research**, v. 296(1), p. 286-301, 2018.
- GLIGORIC, Z.; BELIJIC, C. e SIMEUNOVIC, V. Shaft location selection at the deep multiple orebody deposit by using fuzzy TOPSIS method and network optimization. **Expert systems with**

Applications, v. 37(2), p. 1408-1418, 2010.

GOMES, C. F. S. Using MCDA methods THOR in application for outranking the ballast water management options. **Pesquisa Operacional**, v. 25, p. 11-28, 2005.

GOMES, C. F. S.; CARDOSO, R.; ADISSI, P. J. e XAVIER, L. H. SAD THOR Como ferramenta de Apoio à Decisão na escolha de imunobiológicos. In: Anais do **XXXIX Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional**. Fortaleza – CE: Sociedade Brasileira de Pesquisa Operacional, 2007.

GOMES, C. F. S. e COSTA, H. G. Application of multicriteria methods to the problem of choice models of electronic payment by credit card. **Production**, v. 25(1), p. 54-68, 2015.

GOMES, L. F. A. M.; GOMES, C. F. S. e RANGEL, L. A. D. A decision analysis with THOR and TODIM: rental evaluation in Volta Redonda. In: Anais do **XL Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional**. João Pessoa – PB: Sociedade Brasileira de Pesquisa Operacional, 2008.

GOMES, L. F. A. M.; GOMES, C. F. S. e RANGEL, L. A. D. A comparison of the applications of TODIM and THOR to an important environmental problem. In: Anais do **XLII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional**. Ubatuba – SP: Sociedade Brasileira de Pesquisa Operacional, 2011.

GOMES, L. F. A. M.; GOMES, C. F. S.; RANGEL, L. A. D.; TENÓRIO, F. M. e SANTOS, M. Ballast water management: technology choice comparing TODIM and THOR 2. **Independent Journal of Management & Production**, v.12 (8), p. 2140-2160, 2021.

GOMES, C. F. S.; GOMES, L. F. A. M.; VALLE, R. Nova proposta de aplicação do Apoio Multicritério à Decisão (Algoritmo THOR) em ordenação de alternativas. In: Anais do **XI Encontro Nacional dos Estudantes de Engenharia de Produção**. Salvador – BA: Sociedade Brasileira de Pesquisa Operacional, 2001.

GOMES, C. F. S.; GOMES, L. F. A. M.; VALLE, R. Application of THOR in a process of personal evaluation. In: Anais do **The sixteenth triennial conference of the international federation of operational research societies**. IFORS – Edinburgh, 2002.

GOMES, C. F. S.; GOMES, L. F. A. M.; VALLE, R. Nova proposta de aplicação do Apoio Multicritério à Decisão (Algoritmo THOR) em ordenação de alternativas. In: Anais do **XI Encontro Nacional dos Estudantes de Engenharia de Produção**. Salvador – BA: Sociedade Brasileira de Pesquisa Operacional, 2001.

GOMES, C. F. S.; GONÇALVES, E. P. e TOSTES, A. M. Aplicação do apoio multicritério à decisão em dois processos de ordenação: tecnologia de telefonia móvel e equipamentos a laser. In: Anais do **SPOLM**. Rio de Janeiro – RJ, 2006

GOMES, L.F.A.M. e LIMA, M.M.P.P. TODIM: basics and application to multicriteria ranking of projects with environmental impacts. **Foundations of Computing and Decision Sciences**, v. 16(3-4), p. 113-127, 1991.

GOMES, L.F.A.M. e LIMA, M.M.P.P. From modelling 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(3), p. 171-184, 1992.

GOMES, C. F. S. e MAIA, A. C. C. Ordenação de alternativas de biomassa utilizando o apoio multicritério à decisão. **Production**, v. 23(3), p. 488-499, 2013.

GOMES, C. F. S.; NUNES, K. R.; XAVIER, L. H.; CARDOSO, R. e VALLE, R. Multicriteria decision making applied to waste recycling in Brazil. **Omega**, v. 36(3), p. 395-404, 2008.

GOMIDE, F.A.C.; GUDWIN, R.R. e TANSCHKEIT, R. Conceitos fundamentais da teoria de conjuntos fuzzy, lógica fuzzy e aplicações. **Departamento de Engenharia de Computação e Automação industrial - DCA**, p.38, 2009.

GUERRERO, J. S.; ROMERO, F. P. e OLIVAS, J. A. Fuzzy logic applied to opinion mining: a review. **Knowledge-based systems**, v. 222, 107018, 2021.

GUPTA, C.; JAIN, A. e JOSHI, N. Fuzzy logic in natural language processing - a closer view. **Procedia Computer Science**, v. 132, p. 1375-1384, 2018.

HILLETOFTH, P.; SEQUEIRA, M. e ADLEMO, A. Three novel fuzzy logic concepts applied to reshoring decision-making. **Expert Systems with applications**, v. 126, p. 133-143, 2019.

JACQUETTE, D. An internal determinacy metatheorem for Lukasiewicz's aussagenkalk üls. **Bulletin of the section of logic**, v.29 (3), p. 118-124, 2000.

JUN LI, R. Fuzzy method in group decision making. **Computers and Mathematics with applications**, v. 38, p. 91-101, 1999.

KAFUKU, J.M.; MAT SAMAN, M.Z. e YUSOF, S.M. Application of fuzzy logic in selection of remanufacturing technology. **Procedia Manufacturing**, v. 33, p. 192-199, 2019.

KARIMI, M.; NIKNAMFAR, A.H. e NIAKI, S.T.A. An application of fuzzy-logic and grey-relational ANP-based SWOT in the ceramic and tile industry. **Knowledge-Based Systems**, v. 163, p. 581-594, 2019.

KARMARKA, A.U. e GILKE, N.R. Fuzzy logic based decision supports systems in variant production. **Materials Today: Proceedings**, v. 5, p. 3842-3850, 2018.

KAUFMANN, A. e GUPTA, M. M. Introduction to fuzzy arithmetic: theory and applications. **Van Nostrand Reinhold**, New York, 1985.

KLIR, G. J. Principles of uncertainty: what are they? Why do we need them?. **Fuzzy Sets and Systems**, v. 74, p. 15-311, 1995.

KOTB, K.M.; ELKADEEM, M.R.; KHALIL, A.; IMAM, S.M.; HAMADA, M.; SHARSHIR, S.W. e DÁN, A. A fuzzy decision-making model for optimal design of solar, wind, diesel-based RO desalination integrating flow-battery and pumped-hydro storage: case study in Baltim, Egypt. **Energy conversion and Management**, v. 235, 2021.

KOTENKO, I.; SAENKO, I. e AGEEV, S. Hierarchical fuzzy situational networks for online

- decision-making: application to telecommunication systems. **Knowledge- Based Systems**, v. 185(11), 2019.
- KROHLING, R.A. e DE SOUZA, T.T.M. F-TODIM: an application of the fuzzy TODIM method to rental evaluation of residential properties. In: **Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional**, p. 431-443, 2012.
- LABTRANS, **Plano mestre – Porto do Rio Grande**, Florianópolis, 2012.
- LI, J.; YAO, X.; SUN, X. e WU, D. Determining the fuzzy measures in multiple criteria decision aiding from the tolerance perspective. **European Journal of Operational Research**, v. 264(2), p. 428-439, 2018.
- LI, Q. A novel likert scale based on fuzzy sets theory. **Expert Systems with Applications**, v. 40, p. 1609-1618, 2013.
- LIAO, T.W. A fuzzy multicriteria decision-making method for material selection. **Journal of Manufacturing Systems**, v. 15, p. 1-12, 1996.
- LIU, F.; ZHANG, W.-G. e ZHANG, L.-H. Consistency analysis of triangular fuzzy reciprocal preference relations. **European Journal of Operational Research**, v. 235(3), p. 718-726, 2014.
- LOH, H.S.; ZHOU, Q.; THAU, V.V.; WONG, Y.D. e YUEN, K.F. Fuzzy comprehensive evaluation of port-centric supply chain disruption threats. **Ocean & Coastal Management**, v. 148, p. 53-62, 2017.
- LONGARAY, A.A.; GOMES, C.F.S.; ELACOSTE, T.S. e MACHADO, C.M.S. Efficiency indicators to evaluate services in port services: a proposal using Fuzzy AHP approach. **Pesquisa Operacional**, v. 39(3), p. 437-456, 2019.
- LUBIANO, M. A.; MONTENEGRO, M.; SINOVA, B.; DE SÁA, S. R. e GIL, M. A. Hypothesis testing for means in connection with fuzzy rating scale-based data: algorithms and applications. **European Journal of Operational Research**, v. 251(3), p. 918-929, 2016.
- MOOR, R.E. Interval Analysis. Prentice Hall Series in Automatic Computation. Prentice Hall, **Englewood Cliffs**, New Jersey, 1966.
- MUKHERJEE, S. e DASGUPTA, P. A fuzzy real-time temporal logic. **International Journal of Approximate Reasoning**, v. 54, p. 1452-1470, 2013.
- NAHMIAS, S. Fuzzy variables. **Fuzzy sets and systems**, v. 1, p. 97-110, 1978.
- PALAK, Z. Rough Sets. **International Journal of Computer and Information Science**, v. 11(5), p. 341-356, 1982.
- PARVATHI, R. e MALATHI, C. Arithmetic operations on symmetric trapezoidal intuitionistic fuzzy numbers. **International Journal Soft Computing and Engineering**, v. 2(2), 2012,
- PATHINATHAN, T. e PONNIVALAVAN, L. Pentagonal fuzzy number. **International Journal of**

Computing Algorithm, v. 3, p.1003-1005, 2014.

PATHINATHAN, T. e PONNIVALAVAN, L. Diamond fuzzy number. **Journal of Fuzzy Set Valued Analysis**, v. 1, p. 36-44, 2015.

PERERA, E.D.P. e LAHAT, L. Fuzzy logic based flood forecasting model for the Kelatan river basin, Malaysia. **Journal of Hydro-Environment Research**, v. 9(4), p. 542-553, 2014.

PORTOS RS, Guia do Sistema hidroportuário do Estado do Rio Grande do Sul. **Superintendência do Porto do Rio Grande**, 2020.

PORTOS RS. **Comunidade Portuária**, 2022. Disponível em: <https://www.portosrs.com.br/site/comunidade_portuaria/quem_somos> Acesso em: 01/05/2022.

QUIROGA, L. F. C. e MORENO, W. A. Artificial neural network for drugs design, delivery and disposition. **Academic Press**, p. 297-317, 2016.

ROMEO, G. e MARCIANÒ, C. Evaluating the economic performance of fishing systems using fuzzy multicriteria analysis in a fishery local action group in south Italy. **Fisheries Research**, v. 2018, p.259-268, 2019.

ROUYENDEGH, B.D. e EROL, S. Selecting the best Project using the fuzzy ELECTRE method. **Mathematical Problems in Engineering**, v. 2012, p.12, 2012.

ROY, B. e BOUYSSON, D. Aide multiple a la decision: methods et cas. **Ed. Economica**, França, 1993.

SANTOS, R.J.S.; TAVARES, M.P. e TANSCHKEIT, R. Modelo baseado em números fuzzy para avaliação da qualidade do transporte público urbano. **SPOLM**, p. 549-557, 2005.

SHEEHAN, T. e GOUGH, M. A platform-independent fuzzy logic modelling framework for environmental decision support. **Ecological Informatics**, v. 34, p. 92-101, 2016.

SALIH, M.M.; ZAIDAN, B.B. e ZAIDAN, A.A. Fuzzy decision by opinion score method. **Applied Soft Computing Journal**, v. 96, 2020.

SLOWINSKI, R.; GRECO, S. e MATARAZZO, B. Rough sets and rule-based multicriteria decision aiding. **Pesquisa Operacional**, v. 32(2), p. 213-269, 2012.

SMARANDACHE, F. Definition of neutrosophic logic. A generalization of the intuitionistic fuzzy logic. **Proceedings of the 3rd Conference of the European Society for Fuzzy Logic and technology**, Zita, Alemanha, 2003.

SU, I.-J.; TSAI, C.-C. e SUNG, W.-T. Area temperature system monitoring and computing based on adaptive fuzzy logic in wireless sensor networks. **Applied Soft Computing**, v. 12(5), p. 1532-1541, 2012.

TENÓRIO, F. M.; DOS SANTOS, M.; GOMES, C. F. S. e ARAUJO, J. C. Navy warship select analysis: in THOR method supporting decision-making. In: Anais do **International Join**

Conference on Industrial Engineering Operations Management – IJCIEOM: Industrial Engineering and Operations Management, Springer, 2020, p. 27-39.

TOSTES, A. M. e GOMES, C. F. S. Sistema de apoio à decisão multicritério THOR aplicado na avaliação das alternativas de aquisição de equipamentos de laser. In: Anais do **XXXVII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional**. Gramado – RS: Sociedade Brasileira de Pesquisa Operacional, 2005.

TOSUN, Ö. E AKYÜZ, G. Fuzzy TODIM approach for the supplier selection problem. **International Journal of Computational Intelligence Systems**, v. 8(2), p. 317-329, 2015.

TRIVERDI, S.K.; DEY, S.; KUMAR, A. e PANDA, T.K. Handbook of research on advanced data mining techniques and applications for business intelligence. **Ed. Global**, 2017.

TSENG, H. P. e PILCHER, N. Evaluatuing the key factors of green port policies in Taiwan through quantitative and qualitative approaches. **Transport Policy**, v. 82, p. 127-137, 2019.

VAHIDNIA, M.H.; ALESHEIKH, A.A. e ALIMOHAMMADI, A. A hospital site selection using fuzzy AHP and its derivatives. **Journal of Environmental Management**, v. 90(10), p. 3048-3056, 2009.

VAN LAARHOVEN, P.J.M. e PEDRYCZ, W. A fuzzy extension of Saaty's priority theory. **Fuzzy Sets and Systems**, v.11, p. 229-241, 1983.

VIEIRA, G. B. B.; PASA, G. S.; GOMES, C. F. S. e SANTOS, C. H. S. Identificação de *hub ports* na costa brasileira – uma comparação entre a análise conjunta e o SAD-THOR In: Anais do **XXXVIII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional**. Goiânia – GO: Sociedade Brasileira de Pesquisa Operacional, p. 984-995, 2006.

WARSI, K. O livro da matemática. **Globo Livros**, Rio de Janeiro, 2020.

WU, B.; CHENG, T.; YIP, T.L. e WANG, Y. Fuzzy logic dynamic decision-making system for intelligent navigation strategy within in land traffic separation schemes. **Ocean Engineering**, v. 197, 2020.

YAGER, R.R. Connectives and quantifiers in fuzzy sets. **Fuzzy Sets and Systems**, Special Memorial volume: 25 years of fuzzy sets, North-Holland, Amsterdam, 1991.

ZADEH, L. A. Fuzzy sets. **Information and Control**, v. 8, p. 338-453, 1965.

ZADEH, L.A. Fuzzy sets as basis for a theory of possibility. **Fuzzy Sets and Systems**, v. 1(1), p. 3-28, 1978.

ZADEH, L.A. The birth and evolution of fuzzy logic. **Ed. Proceeding of NAFIP'90**, Turksen, 1990.

ZADEH, L. A. Is there a need for fuzzy logic?. **Information Science**, v. 178, p. 2751-2779, 2008.

ZANDI, A. e ROGHANIAN, E. Extension of fuzzy Electre based on VIKOR method. **Computers & Industrial Engineering**, v. 66, p. 258-263, 2013.

- ZHOU, Q.; WONG, Y.D.; LOH, H.S. e YUEN, K.F. A fuzzy and Bayesian network CREAM model for human reliability analysis - the case of tanker shipping. **Safety Science**, v. 105, p. 149-157, 2018.
- ZIMMERMANN, H.-J. Latent connectives in human decision making. **Fuzzy Sets and Systems**, v. 4, p. 37-51, 1980.
- ZIMMERMANN, H.-J. Fuzzy set theory and its applications. **Kluwer**, Boston, 2nd edition, 1991.
- ZINDANI, D.; MAITY, S.R. e BHOWMIK, S. Complex interval-value intuitionistic fuzzy TODIM approach and its application to group decision making. **Journal Ambient Intelligence and Humanized Computing**, v. 12, p. 2079-2102, 2021.

1. APÊNDICE 1 – Questionário



UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE - FURG
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM MODELAGEM COMPUTACIONAL - PPGMC



Prezado(a) senhor (a),

este questionário tem como objetivo quantificar a importância dos indicadores de desempenho portuário para a avaliação das metas definidas para o Porto do Rio Grande. Esse estudo será focado nos indicadores referentes à economicidade no setor portuário, com relação aos serviços prestados aos navios, para cada um dos três principais tipos de cargas, sendo eles: carga viva, de projetos rodantes e grãos. Considerando seu conhecimento no setor portuário, solicitamos que o senhor(a) avalie a importância de cada indicador com relação a cada um dos tipos de cargas supracitados. Essa avaliação será feita conforme o quadro abaixo.

CATEGORIA	DEFINIÇÃO
Indiferente	A importância do indicador "A" com relação a carga "B" é indiferente, ou seja, sua contribuição ao desenvolvimento portuário é irrelevante.
Razoável	O indicador "A" com relação a carga "B", possui uma razoável importância para o desenvolvimento portuário.
Considerável	O indicador "A" com relação a carga "B", possui um leve favorecimento para o desempenho portuário.
Importante	O indicador "A" com relação a carga "B" é importante para o desenvolvimento portuário.
Forte	O indicador "A" com relação a carga "B" é fortemente importante para o desenvolvimento portuário.
Extrema	O indicador "A" com relação a carga "B" é de extrema importância para o desenvolvimento portuário.

Além de definirmos as categorias para a avaliação é necessário apresentar o conceito dos indicadores a serem utilizados para o julgamento. Sendo eles explicitados no quadro a seguir.

INDICADOR	DEFINIÇÃO
Preço médio de taxas portuárias aos navios	Indica as taxas portuárias pagas pelos armadores ou donos de mercadorias, pela movimentação de cargas na área do porto.
Preço médio de utilização de terminal pelos navios	Indica o preço médio dos valores pagos pelo operador portuário ou dono de mercadoria, aos arrendatários, pelo uso do terminal.
Preço médio de mão de obra	Indica o preço médio da mão de obra avulsa empregada nas operações de carga/descarga, para cada terminal ou conjunto de berços.
Preço médio de utilização de equipamentos de movimentação	Indica o valor médio do aluguel de equipamentos utilizados nas operações de carga/descarga, em cada terminal ou conjunto de berços.
Despesa média de entrada e saída de navios	Indica o custo médio de escala do navio para cada terminal ou conjunto de berços.
Custos de movimentação	Indica a diferença entre os preços cobrados pelo operador ou arrendatário e os custos obtidos em operações complementares.

Após definidas as categorias e os indicadores, iremos apresentar um exemplo para o funcionamento do preenchimento do presente questionário. Importante ressaltar, que o senhor(a), pode escolher entre duas formas de avaliação, sendo elas: QUALITATIVA e QUANTITATIVA.

A forma QUALITATIVA, a decisão do senhor(a) é feita utilizando apenas variáveis linguísticas, ou seja, apenas com o uso das CATEGORIAS supracitas. Esta opção encontra-se na aba FORMA QUALITATIVA.

Com relação a forma QUANTITATIVA, a decisão do senhor(a) é feita utilizando apenas valores numéricos, dentro do intervalo para cada uma das CATEGORIAS supracitadas. Esta opção encontra-se na aba FORMA QUALITATIVA.

A seguir iremos exemplificar as duas formas de avaliação, QUALITATIVA e QUANTITATIVA, as quais o senhor(a) irá optar por utilizar.

EXEMPLO FORMA QUALITATIVA

Caso o senhor(a) opte por este tipo de forma de julgamento, basta que o senhor(a) clique sobre a opção que preferir, como pode ser visto no exemplo abaixo. No exemplo abaixo, a autoridade entrevistada optou por INDIFERENTE a importância do indicador PREÇO MÉDIO DE TAXAS PORTUÁRIAS AOS NAVIOS, com relação a CARGA VIVA. Com relação a CARGA DE PROJETO RODANTES, o mesmo ponderou sua importância como CONSIDERÁVEL. Por fim, para os GRÃOS, o decisor, acredita ser FORTE a importância com relação ao indicador supracitado.

1 de 6 Qual a importância do indicador " PREÇO MÉDIO DE TAXAS PORTUÁRIAS AOS NAVIOS", com relação aos tipos de cargas abaixo.

PREÇO MÉDIO DE
TAXAS
PORTUÁRIAS AOS
NAVIOS

Carga Viva

☒ INDIFERENTE
☐ RAZOÁVEL
☐ CONSIDERÁVEL
☐ IMPORTANTE
☐ FORTE
☐ EXTREMA

Carga de Projeto Rodantes

☐ INDIFERENTE
☐ RAZOÁVEL
☒ CONSIDERÁVEL
☐ IMPORTANTE
☐ FORTE
☐ EXTREMA

Grãos

☐ INDIFERENTE
☐ RAZOÁVEL
☐ CONSIDERÁVEL
☐ IMPORTANTE
☒ FORTE
☐ EXTREMA

INTRODUÇÃO

FORMA QUALITATIVA

FORMA QUANTITATIVA

MATRIZ DO JULGAMENTO

+

:

←

PRONTO

⌂

EXEMPLO FORMA QUANTITATIVA

Caso o senhor(a) opte por este tipo de forma de julgamento, basta que o senhor(a) pondere conforme as categorias estipuladas à esquerda. Cabe salientar, que o senhor(a) poderá inserir valores decimais. A ponderação 1 corresponde a INDIFERENÇA e as demais sofrendo um aumento gradativo até o 11, que corresponde a EXTREMA importância.

No exemplo abaixo, a autoridade entrevistada optou por ponderar 2 para a importância do indicador PREÇO MÉDIO DE TAXAS PORTUÁRIAS AOS NAVIOS, com relação a CARGA VI

Com relação a CARGA DE PROJETO RODANTES, o mesmo ponderou sua importância com o valor 4,5, sendo este um valor intermediário entre as categorias RAZOÁVEL e CONSIDERÁVEL.

Por fim, para os GRÃOS, o decisor ponderou a importância com relação ao indicador supracitado, o valor 11, ou seja, de extrema importância.

1 de 6

Qual a importância do indicador " PREÇO MÉDIO DE TAXAS PORTUÁRIAS AOS NAVIOS", com relação aos tipos de cargas abaixo.

Categoria	Intervalo
Indiferente	1
Razoável	3
Considerável	5
Importante	7
Forte	9
Extrema	11

	Carga Viva	Carga de Projeto Rodantes	Grãos
Ponderação	2	4,5	11

1 de 6 Qual a importância do indicador "PREÇO MÉDIO DE TAXAS PORTUÁRIAS AOS NAVIOS", com relação aos tipos de cargas abaixo.

PREÇO MÉDIO DE
TAXAS
PORTUÁRIAS AOS
NAVIOS

Carga Viva

- ☒ INDIFERENTE
- ☐ RAZOÁVEL
- ☐ CONSIDERÁVEL
- ☐ IMPORTANTE
- ☐ FORTE
- ☐ EXTREMA

Carga de Projeto Rodantes

- ☒ INDIFERENTE
- ☐ RAZOÁVEL
- ☐ CONSIDERÁVEL
- ☐ IMPORTANTE
- ☐ FORTE
- ☐ EXTREMA

Grãos

- ☒ INDIFERENTE
- ☐ RAZOÁVEL
- ☐ CONSIDERÁVEL
- ☐ IMPORTANTE
- ☐ FORTE
- ☐ EXTREMA

2 de 6 Qual a importância do indicador "PREÇO MÉDIO DE UTILIZAÇÃO DE TERMINAL PELOS NAVIOS", com relação aos tipos de cargas abaixo.

INTRODUÇÃO

FORMA QUALITATIVA

FORMA QUANTITATIVA

MATRIZ DO JULGAMENTO



2 de 6

Qual a importância do indicador "PREÇO MÉDIO DE UTILIZAÇÃO DE TERMINAL PELOS NAVIOS", com relação aos tipos de cargas abaixo.

PREÇO MÉDIO DE
UTILIZAÇÃO DE
TERMINAL PELOS
NAVIOS

Carga Viva

☒	INDIFERENTE
☐	RAZOÁVEL
☐	CONSIDERÁVEL
☐	IMPORTANTE
☐	FORTE
☐	EXTREMA

Carga de Projetos Rodantes

☒	INDIFERENTE
☐	RAZOÁVEL
☐	CONSIDERÁVEL
☐	IMPORTANTE
☐	FORTE
☐	EXTREMA

Grãos

☒	INDIFERENTE
☐	RAZOÁVEL
☐	CONSIDERÁVEL
☐	IMPORTANTE
☐	FORTE
☐	EXTREMA

3 de 6

Qual a importância do indicador "PREÇO MÉDIO DE MÃO DE OBRA", com relação aos tipos de cargas abaixo.

	Carga Viva	Carga de Projetos Rodantes	Grãos
PREÇO MÉDIO DE MÃO DE OBRA	☒ INDIFERENTE	☒ INDIFERENTE	☒ INDIFERENTE
	☐ RAZOÁVEL	☐ RAZOÁVEL	☐ RAZOÁVEL
	☐ CONSIDERÁVEL	☐ CONSIDERÁVEL	☐ CONSIDERÁVEL
	☐ IMPORTANTE	☐ IMPORTANTE	☐ IMPORTANTE
	☐ FORTE	☐ FORTE	☐ FORTE
	☐ EXTREMA	☐ EXTREMA	☐ EXTREMA

4 de 6 Qual a importância do indicador "PREÇO MÉDIO DE UTILIZAÇÃO DE EQUIPAMENTOS DE MOVIMENTAÇÃO", com relação aos tipos de cargas abaixo.

PREÇO MÉDIO DE
UTILIZAÇÃO DE
EQUIPAMENTOS
DE
MOVIMENTAÇÃO

Carga Viva

☒	INDIFERENTE
☐	RAZOÁVEL
☐	CONSIDERÁVEL
☐	IMPORTANTE
☐	FORTE
☐	EXTREMA

Carga de Projetos Rodantes

☒	INDIFERENTE
☐	RAZOÁVEL
☐	CONSIDERÁVEL
☐	IMPORTANTE
☐	FORTE
☐	EXTREMA

Grãos

☒	INDIFERENTE
☐	RAZOÁVEL
☐	CONSIDERÁVEL
☐	IMPORTANTE
☐	FORTE
☐	EXTREMA

5 de 6

Qual a importância do indicador "DESPESA MÉDIA DE ENTRADA E SAÍDA DE NAVIOS", com relação aos tipos de cargas abaixo.

	Carga Viva	Carga de Projetos Rodantes	Grãos
DESPESA MÉDIA DE ENTRADA E SAÍDA DE NAVIOS	☒ INDIFERENTE	☒ INDIFERENTE	☒ INDIFERENTE
	☐ RAZOÁVEL	☐ RAZOÁVEL	☐ RAZOÁVEL
	☐ CONSIDERÁVEL	☐ CONSIDERÁVEL	☐ CONSIDERÁVEL
	☐ IMPORTANTE	☐ IMPORTANTE	☐ IMPORTANTE
	☐ FORTE	☐ FORTE	☐ FORTE
	☐ EXTREMA	☐ EXTREMA	☐ EXTREMA

6 de 6

Qual a importância do indicador "CUSTOS DE MOVIMENTAÇÃO", com relação aos tipos de cargas abaixo.

CUSTOS DE
MOVIMENTAÇÃO

Carga Viva

☒	INDIFERENTE
☐	RAZOÁVEL
☐	CONSIDERÁVEL
☐	IMPORTANTE
☐	FORTE
☐	EXTREMA

Carga de Projetos Rodantes

☒	INDIFERENTE
☐	RAZOÁVEL
☐	CONSIDERÁVEL
☐	IMPORTANTE
☐	FORTE
☐	EXTREMA

Grãos

☒	INDIFERENTE
☐	RAZOÁVEL
☐	CONSIDERÁVEL
☐	IMPORTANTE
☐	FORTE
☐	EXTREMA

Nome: _____

Cargo: _____

Data: _____

INTRODUÇÃO

FORMA QUALITATIVA

FORMA QUANTITATIVA

MATRIZ DO JULGAMENTO



1 de 6

Qual a importância do indicador " PREÇO MÉDIO DE TAXAS PORTUÁRIAS AOS NAVIOS", com relação aos tipos de cargas abaixo.

Categoria	Intervalo
Indiferente	1
Razoável	3
Considerável	5
Importante	7
Forte	9
Extrema	11

	Carga Viva	Carga de Projeto Rodantes	Grãos
Ponderação	0	0	0

2 de 6

Qual a importância do indicador "PREÇO MÉDIO DE UTILIZAÇÃO DE TERMINAL PELOS NAVIOS", com relação aos tipos de cargas abaixo.

Categoria	Intervalo
Indiferente	1
Razoável	3
Considerável	5
Importante	7
Forte	9
Extrema	11

	Carga Viva	Carga de Projeto Rodantes	Grãos
Ponderação	0	0	0

3 de 6

Qual a importância do indicador "PREÇO MÉDIO DE MÃO DE OBRA", com relação aos tipos de cargas abaixo.

Categoria	Intervalo
Indiferente	1
Razoável	3
Considerável	5
Importante	7
Forte	9
Extrema	11

	Carga Viva	Carga de Projeto Rodantes	Grãos
Ponderação	0	0	0

4 de 6

Qual a importância do indicador "PREÇO MÉDIO DE UTILIZAÇÃO DE EQUIPAMENTOS DE MOVIMENTAÇÃO", com relação aos tipos de cargas abaixo.

Categoria	Intervalo
Indiferente	1
Razoável	3
Considerável	5
Importante	7
Forte	9
Extrema	11

	Carga Viva	Carga de Projeto Rodantes	Grãos
Ponderação	0	0	0

5 de 6

Qual a importância do indicador "DESPESA MÉDIA DE ENTRADA E SAÍDA DE NAVIOS", com relação aos tipos de cargas abaixo.

Categoria	Intervalo
Indiferente	1
Razoável	3
Considerável	5
Importante	7
Forte	9
Extrema	11

	Carga Viva	Carga de Projeto Rodantes	Grãos
Ponderação	0	0	0

6 de 6

Qual a importância do indicador "CUSTOS DE MOVIMENTAÇÃO", com relação aos tipos de cargas abaixo.

Categoria	Intervalo
Indiferente	1
Razoável	3
Considerável	5
Importante	7
Forte	9
Extrema	11

	Carga Viva	Carga de Projeto Rodantes	Grãos
Ponderação	0	0	0

Nome:

Cargo:

Data:

FORMA QUALITATIVA

C1	C2	C3
1	1	1
1	1	1
1	1	1
1	1	1
1	1	1
1	1	1

FORMA QUANTITATIVA

	C1	C2	C3
A1	0	0	0
A2	0	0	0
A3	0	0	0
A4	0	0	0
A5	0	0	0
A6	0	0	0

2. APÊNDICE 2 – Manual Planilha



MANUAL DO FUNCIONAMENTO DA PLANILHA DO ALGORITMO THOR COM ENTRADA DE DADOS FUZZY

Universidade Federal do Rio Grande - FURG
Programa de Pós-Graduação em Modelagem Computacional
Ticiane Schivittez Elacoste¹

¹ Doutoranda em Modelagem Computacional - FURG

Introdução ao Algoritmo THOR com Entrada de Dados Fuzzy

A presente planilha foi desenvolvida para auxiliar no entendimento e na aplicação do Algoritmo THOR com entrada de dados fuzzy, tornando-se assim uma planilha de caráter acadêmico.

Nas demais seções deste manual, serão apresentadas a forma de preenchimento e todo o detalhamento das abas utilizadas. Para auxiliar na compreensão da planilha será utilizado um exemplo que ilustra as possibilidades existentes para que o usuário sintam-se confortável em aplicar e principalmente no estudo do Algoritmo THOR com entrada de dados fuzzy.

Antes de iniciarmos as instruções para o emprego da planilha, é imprescindível destacarmos as etapas e as suas respectivas funcionalidades, sendo estas divididas em cinco etapas. Essas serão abordadas de forma resumida conforme exposto na tabela abaixo.

Etapa	Função	Descrição	Responsabilidade do usuário
1 ^a	Identificar	Identificação das restrições, objetos, análise do problema, dos critérios e das alternativas.	✓ Etapa de responsabilidade do usuário.
2 ^a	Atribuir	Ocorre a atribuição dos pesos para cada critério com relação a cada	✓

		alternativa. Além disso, ocorre a determinação dos limitantes de preferência, indiferença e a discordância. Por fim, a determinação da pertinência.	Apenas a atribuição dos pesos é de responsabilidade do usuário.
3ª	Classificar	A classificação das alternativas acontece nessa etapa. Sendo essa classificação categorizada em: indiferente, preferência fraca e preferência estrita.	X Sem participação do usuário.
4ª	Comparar	A comparação entre as alternativas, ocorre nessa etapa. Além da construção dos três cenários.	X Sem participação do usuário.
5ª	Escolher	Ocorre a escolha da alternativa a partir da hierarquia proposta pelo algoritmo THOR com entrada de dados fuzzy.	✓ Etapa de responsabilidade do usuário.

ETAPA 2 – ATRIBUIR

As abas responsáveis pela segunda etapa são as seguintes. Caso, queira saber a função de cada uma delas, basta clicar na Figura 1, sobre a aba que deseja saber a informação.

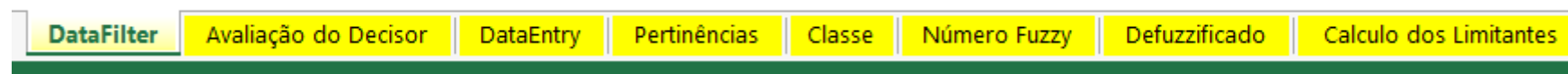


Figura 7 - Abas da segunda etapa

ETAPA 3 – CLASSIFICAR

As abas responsáveis pela terceira etapa são as seguintes. Caso, queira saber a função de cada uma delas, basta clicar na Figura 2, sobre a aba que deseja saber a informação.

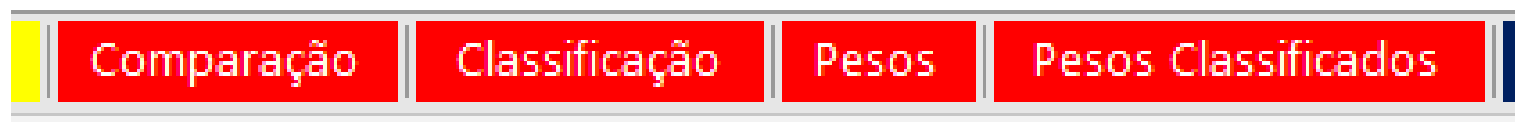


Figura 8 - Terceira etapa

ETAPA 4 – COMPARAR

As abas responsáveis pela quarta etapa são as seguintes. Caso, queira saber a função de cada uma delas, basta clicar na Figura 3, sobre a aba que deseja saber a informação.



Figura 9 – Quarta etapa

ETAPA 5 – ESCOLHER

As abas responsáveis pela quinta etapa são as seguintes. Caso, queira saber a função de cada uma delas, basta clicar na Figura 4, sobre a aba que deseja saber a informação.

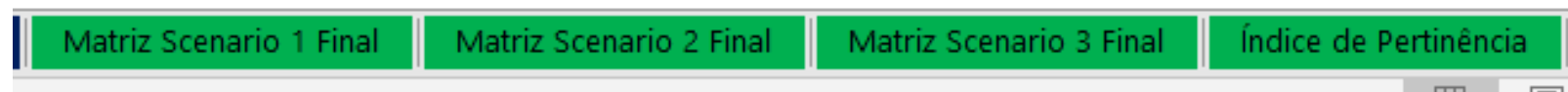


Figura 10 - Quinta etapa

1. ABA - DATA FILTER

Essa aba é responsável por apresentar ao usuário a escala que servirá de base. Essa escala será utilizada pelo usuário para que o mesmo possa inserir seus julgamentos. Esse tipo de inserção, pode ser de duas formas sendo elas: qualitativa (através da coluna **Abr.**) e quantitativa (através da coluna **Valor Fixo** ou pelo **Intervalo**), como pode ser visto na Figura 5.

	A	B	C	D	E
1	Julgamento	Abr.	Valor Fixo	Classe	Intervalo
2	Indiferente	I	1	1	de 1 a 3
3	Razoavelmente Importante	R	3	2	de 3 a 5
4	Consideravelmente Importante	C	5	3	de 5 a 7
5	Importante	IM	7	4	de 7 a 9
6	Fortemente Importante	F	9	5	de 9 a 11
7	Extremamente Importante	E	11	6	11
8					

Figura 11 - Aba Data Filter

Importante ressaltar que o usuário poderá utilizar as duas formas, tanto a qualitativa quanto a quantitativa, de forma combinada para o preenchimento de sua avaliação. Além disso, todos os julgamentos serão aplicados conforme a escala apresentada nessa aba.

Voltar

2. ABA – AVALIAÇÃO DO DECISOR

Essa aba é responsável pela inserção dos dados pelo decisor/usuário. Nessa etapa, o usuário deverá ter definido a quantidade de critérios e de alternativas do problema a ser estudado. Por exemplo, se o usuário tiver 3 critérios e 4 alternativas, deverá ser preenchida as células da tabela que corresponde ao tamanho definido, ou seja, 3 colunas e 4 linhas, conforme destacado na Figura 6.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1	Alt/Crit	Critério 1	Critério 2	Critério 3	Critério 4	Critério 5	Critério 6	Critério 7	Critério 8	Critério 9	Critério 10
2	Alternativa 1										
3	Alternativa 2										
4	Alternativa 3										
5	Alternativa 4										
6	Alternativa 5										
7	Alternativa 6										
8	Alternativa 7										
9	Alternativa 8										
10	Alternativa 9										
11	Alternativa 10										
12	Pesos										

Figura 12 - Aba Avaliação do Decisor

Outro aspecto relevante é a última linha dessa aba, denominada PESO. Essa linha é importante para o processo metodológico do THOR com entrada de dados fuzzy, pois servirá de base para as etapas seguintes.

Logo, é indispensável a inserção dos valores dos pesos. Caso não seja explicitado os valores nessa linha, o método não irá funcionar e apresentará resultados nulos para as hierarquias.

Observações	O valor para os pesos segue a mesma escala definida na aba DATA FILTER. Essa aba é a ÚNICA que o usuário/decisor irá inserir seus julgamentos. Após isso, as abas posteriores calcularam todo o processo de forma automática.
-------------	---

Voltar

3. *ABA – DATA ENTRY*

Essa aba apresenta a matriz dos julgamentos, no formato numérico, definida pelo decisor através da Aba – Avaliação do Decisor.

Voltar

4. ABA - PERTINÊNCIAS

Essa aba apresenta as pertinências para os respectivos julgamentos estipulados pelo usuário. Na Figura 7, é ilustrado a pertinência para um exemplo com 3 critérios e 3 alternativas.

	A	B	C	D
1	Alt/Crit	Critério 1	Critério 2	Critério 3
2	Alternativa 1	1	1	1
3	Alternativa 2	0,5	0,9	0,55
4	Alternativa 3	0,5	0,65	1
5	Alternativa 4			
6	Alternativa 5			
7	Alternativa 6			
8	Alternativa 7			
9	Alternativa 8			
10	Alternativa 9			
11	Alternativa 10			
12	Pesos	1	1	0,5

Figura 13 - Aba Pertinências

Voltar

5. **ABA – CLASSE**

Essa aba expõe as classes em que o julgamento dado pelo usuário pertence, sendo essas definidas na escala utilizada, na aba DATA FILTER. A Figura 8, apresenta um exemplo para um julgamento com 3 critérios e 3 alternativas.

	A	B	C	D
1	Alt/Crit	Critério 1	Critério 2	Critério 3
2	Alternativa 1	3	5	1
3	Alternativa 2	3	4	3
4	Alternativa 3	1	4	3
5	Alternativa 4			
6	Alternativa 5			
7	Alternativa 6			
8	Alternativa 7			
9	Alternativa 8			
10	Alternativa 9			
11	Alternativa 10			
12	Pesos	4	6	1

Figura 14 - Aba Classes

Voltar

6. ABA – NÚMERO FUZZY

Essa aba apresenta o número fuzzy correspondente ao valor definido pelo decisor na aba AVALIAÇÃO DO DECISOR. A Figura 9, apresenta um exemplo com 3 critérios e 3 alternativas.

	A	B	C	D
1	Alt/Crit	Critério 1	Critério 2	Critério 3
2	Alternativa 1	3, 5, 7	7, 9, 11	1, 1, 3
3	Alternativa 2	4, 6, 8	5,2, 7,2, 9,2	2,1, 4,1, 6,1
4	Alternativa 3	1, 2, 4	4,3, 6,3, 8,3	3, 5, 7
5	Alternativa 4	1, , 2	1, , 2	1, , 2
6	Alternativa 5	1, , 2	1, , 2	1, , 2
7	Alternativa 6	1, , 2	1, , 2	1, , 2
8	Alternativa 7	1, , 2	1, , 2	1, , 2
9	Alternativa 8	1, , 2	1, , 2	1, , 2
10	Alternativa 9	1, , 2	1, , 2	1, , 2
11	Alternativa 10	1, , 2	1, , 2	1, , 2
12	Pesos	5, 7, 9	9, 11, 11	1, 2, 4

Figura 15 - Número fuzzy com inserção de dados

Quando o valor não for expresso pelo decisor, essa aba irá apresentar o valor 1, ,2, como ilustra a Figura 10.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1	Alt/Crit	Critério 1	Critério 2	Critério 3	Critério 4	Critério 5	Critério 6	Critério 7	Critério 8	Critério 9	Critério 10
2	Alternativa 1	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2
3	Alternativa 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2
4	Alternativa 3	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2
5	Alternativa 4	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2
6	Alternativa 5	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2
7	Alternativa 6	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2
8	Alternativa 7	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2
9	Alternativa 8	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2
10	Alternativa 9	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2
11	Alternativa 10	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2
12	Pesos	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2

Figura 16 - Aba Números fuzzy sem a inserção de dados

Nessa aba, o usuário não deverá inserir nada, a planilha que irá executar automaticamente o processo de transformar os valores crisp em números fuzzy triangulares.

Voltar

7. ABA – DEFUZZIFICADO

Essa aba apresenta a transformação dos números fuzzy triangulares em crisp. Sendo essa transformação realizada para cada uma das ponderações definidas anteriormente pelo usuário na aba AVALIAÇÃO DO DECISOR, incluindo a linha PESOS. A Figura 11, expõe como exemplo, os valores para um problema com 3 critérios e 3 alternativas.

	A	B	C	D
1	Alt/Crit	Critério 1	Critério 2	Critério 3
2	Alternativa 1	5,011098793	9,006170724	1,054092553
3	Alternativa 2	6,009252126	7,207711919	4,113527818
4	Alternativa 3	2,02758751	6,308812179	5,011098793
5	Alternativa 4			
6	Alternativa 5			
7	Alternativa 6			
8	Alternativa 7			
9	Alternativa 8			
10	Alternativa 9			
11	Alternativa 10			
12	Pesos	7,007932014	11,00504935	2,02758751

Figura 17 - Aba Defuzzificado

Voltar

8. ABA - CÁLCULO DOS LIMITANTES

Essa aba expõe as informações a respeito da **média das pertinências** para cada uma das alternativas e a definição dos **limitantes** utilizados no Algoritmo THOR com entrada de dados fuzzy. A Figura 12 apresenta um exemplo com os respectivos valores para um problema com 3 critérios e 3 alternativas.

Alt	Média Por Alternativa	Desvio Padrão por Alternativa
Alternativa 1	1	0
Alternativa 2	0,65	0,177951304
Alternativa 3	0,716666667	0,209496751
Alternativa 4		
Alternativa 5		
Alternativa 6		
Alternativa 7		
Alternativa 8		
Alternativa 9		
Alternativa 10		
Pesos		

Limite de Preferência (p)	Limite de Indiferença (q)	Discordância (d)
1,552124529	0,776062265	7,952078171

Figura 18 - Aba Cálculo dos limitantes

Com relação as pertinências é apresentada a média e o desvio padrão de cada uma das alternativas. Tendo essas a finalidade de auxiliar na análise de qual alternativa poderá ser removida ou até mesmo verificar a alternativa que possui uma baixa pertinência com relação as demais. A Figura 13, apresenta os valores para um exemplo que contém 3 alternativas.

	A	B	C
1	Alt	Média Por Alternativa	Desvio Padrão por Alternativa
2	Alternativa 1	1	0
3	Alternativa 2	0,65	0,177951304
4	Alternativa 3	0,716666667	0,209496751
5	Alternativa 4		
6	Alternativa 5		
7	Alternativa 6		
8	Alternativa 7		
9	Alternativa 8		
10	Alternativa 9		
11	Alternativa 10		
12	Pesos		

Figura 19 - Exemplo das pertinências

Já com relação aos limitantes é apresentado os valores que servirão de base para o restante do processo metodológico do Algoritmo THOR com entrada de dados fuzzy, vide Figura 14.

E	F	G
Limite de Preferência (p)	Limite de Indiferença (q)	Discordância (d)
1,552124529	0,776062265	7,952078171

Figura 20 - Exemplo dos limitantes

Voltar

9. ABA - COMPARAÇÃO

Essa aba apresenta as diferenças entre todas as alternativas com relação a todos os critérios. Sendo utilizada como base para o cálculo das sobreclassificações. A Figura 15 ilustra o cálculo das diferenças para um exemplo com 3 critérios e 3 alternativas, onde as combinações entre as alternativas são: A_1 com A_2 , A_1 com A_3 e por fim A_2 com A_3 .

	A	B	C	D	E
1	Ai	Ai+1	Critério 1	Critério 2	Critério 3
2	Alternativa 1	Alternativa 2	-0,998153333	1,798458805	-3,059435265
3	Alternativa 1	Alternativa 3	2,983511283	2,697358545	-3,957006239
4	Alternativa 1	Alternativa 4			
5	Alternativa 1	Alternativa 5			
6	Alternativa 1	Alternativa 6			
7	Alternativa 1	Alternativa 7			
8	Alternativa 1	Alternativa 8			
9	Alternativa 1	Alternativa 9			
10	Alternativa 1	Alternativa 10			
11	Alternativa 2	Alternativa 3	3,981664616	0,89889974	-0,897570975

Figura 21 - Exemplo das diferenças

Observação

A diferença é calculada entre todas as combinações possíveis entre as alternativas

Voltar

10. ABA - CLASSIFICAÇÃO

Nessa aba é executada a sobreclassificação na forma pareada e combinatorial entre as alternativas. Para ilustrar a funcionalidade dessa aba, a Figura 16 apresenta um exemplo com 3 critérios e 3 alternativas, tendo como base as seguintes combinações: A_1 com A_2 , A_1 com A_3 e A_2 com A_3 .

	A	B	C	D	E	
1	Ai	Ai+1	Critério 1	Critério 2	Critério 3	C
2	Alternativa 1	Alternativa 2	A2 Q A1	A1 P A2	A2 P A1	
3	Alternativa 1	Alternativa 3	A1 P A3	A1 P A3	A3 P A1	
4	Alternativa 1	Alternativa 4				
5	Alternativa 1	Alternativa 5				
6	Alternativa 1	Alternativa 6				
7	Alternativa 1	Alternativa 7				
8	Alternativa 1	Alternativa 8				
9	Alternativa 1	Alternativa 9				
10	Alternativa 1	Alternativa 10				
11	Alternativa 2	Alternativa 3	A2 P A3	A2 Q A3	A3 Q A2	
12	Alternativa 2	Alternativa 4				

Figura 22 - Aba classificação

Observação Essa aba possui autonomia na execução das sobreclassificações, ou seja, não há necessidade da intervenção do usuário.

11. ABA – PESOS

Essa aba é um complemento da anterior, da ABA – CLASSIFICAÇÃO, pois essa apresenta as ponderações para cada uma das sobreclassificações definidas precedentemente. A Figura 17 apresenta a ponderação para a classificação exposta na Figura 16.

	A	B	C	D	E
1	Ai	Ai+1	Critério 1	Critério 2	Critério 3
2	Alternativa 1	Alternativa 2	5,839943345	11,00504935	2,02758751
3	Alternativa 1	Alternativa 3	7,007932014	11,00504935	2,02758751
4	Alternativa 1	Alternativa 4			
5	Alternativa 1	Alternativa 5			
6	Alternativa 1	Alternativa 6			
7	Alternativa 1	Alternativa 7			
8	Alternativa 1	Alternativa 8			
9	Alternativa 1	Alternativa 9			
10	Alternativa 1	Alternativa 10			
11	Alternativa 2	Alternativa 3	7,007932014	9,354291944	1,385518132
12	Alternativa 2	Alternativa 4			

Figura 23 - Aba Pesos

Voltar

12. ABA - PESOS CLASSIFICADOS

Essa aba é o resultado das sobreclassificações agrupadas, na forma de adição, com relação as categorias: preferência fraca, estrita e indiferença. A Figura 18, ilustra os pesos classificados para o exemplo aplicado nas abas anteriores.

	A	B	C	D	E	F	G
1	A_i	A_{i+1}	$A_i P A_{i+1}$	$A_{i+1} P A_i$	$A_i Q A_{i+1}$	$A_{i+1} Q A_i$	$A_i I A_{i+1}$
2	Alternativa 1	Alternativa 2	11,00504935	2,02758751	0	5,839943345	0
3	Alternativa 1	Alternativa 3	18,01298136	2,02758751	0	0	0
4	Alternativa 1	Alternativa 4	0	0	0	0	0
5	Alternativa 1	Alternativa 5	0	0	0	0	0
6	Alternativa 1	Alternativa 6	0	0	0	0	0
7	Alternativa 1	Alternativa 7	0	0	0	0	0
8	Alternativa 1	Alternativa 8	0	0	0	0	0
9	Alternativa 1	Alternativa 9	0	0	0	0	0
10	Alternativa 1	Alternativa 10	0	0	0	0	0
11	Alternativa 2	Alternativa 3	7,007932014	0	9,354291944	1,385518132	0
12	Alternativa 2	Alternativa 4	0	0	0	0	0
13	Alternativa 2	Alternativa 5	0	0	0	0	0

Figura 24 - Aba Pesos Classificados

Voltar

13. ABAS – SCENARIO

Essas abas são responsáveis pela análise, do lado direito e esquerdo, das desigualdades que definem os cenários utilizados pelo Algoritmo THOR com entrada de dados fuzzy. Além disso, para cada cenário é apresentada duas abas, sendo elas: Scenario 1 (A>B) e Scenario 1 (A>B).

O Scenario 1 (A>B) verifica se o lado esquerdo da desigualdade é maior que o direito, ou seja, se a alternativa A domina a alternativa B. Ademais é verificada as diferenças entre as alternativas para cada critério, para verificar se realmente A domina B. Caso a diferença seja menor que a dominância, a planilha irá imprimir a mensagem “VERDADEIRO”, caso contrário a mensagem será “FALSO”.

Como resultado final é apresentada na coluna *SI(A>B) Final*, a mensagem “MANTÉM” diz que realmente a alternativa A domina B, caso contrário a mensagem “DIFERE”, será apresentada.

Para dar um melhor entendimento é apresentada nas Figuras 19 e 20, um exemplo com 3 critérios e 3 alternativas sendo aplicado.

	A	B	C	D	E	F	G
1	A1	A2	A3	S1 (A > B)	Critério 1	Critério 2	Critério 3
2	Alternativa 1	Alternativa 2	Alternativa 1Alternativa 2	A1 ND A2	Verdadeiro	Verdadeiro	Verdadeiro
3	Alternativa 1	Alternativa 3	Alternativa 1Alternativa 3	A1 DM A3			
4	Alternativa 1	Alternativa 4	Alternativa 1Alternativa 4	A1 ND A4			
5	Alternativa 1	Alternativa 5	Alternativa 1Alternativa 5	A1 ND A5			
6	Alternativa 1	Alternativa 6	Alternativa 1Alternativa 6	A1 ND A6			
7	Alternativa 2	Alternativa 3	Alternativa 2Alternativa 3	A2 ND A3		Verdadeiro	Verdadeiro
8	Alternativa 2	Alternativa 4	Alternativa 2Alternativa 4	A2 ND A4			
9	Alternativa 2	Alternativa 5	Alternativa 2Alternativa 5	A2 ND A5			

Figura 25 - Aba Scenario 1 (A>B)

	K	L	M	N	O
1	Critério 7	Critério 8	Critério 9	Critério 10	S1 (A > B) Final
2					Mantém
3					Mantém
4					Mantém
5					Mantém
6					Mantém
7					Mantém

Figura 26 - Resultado da análise do Scenario 1 ($A > B$)

Observação

O mesmo processo é executado para os Scenario 1 ($B > A$) e para os Scenarios 2 e 3.

Voltar

14. ABAS - MATRIZ SCENARIO

Essas abas são responsáveis pelos valores resultantes de cada cenário.

Observação	O mesmo processo é executado para os Cenários 2 e 3.
------------	--

Voltar

15. ABAS - MATRIZ SCENARIO FINAL

Essas abas são responsáveis pelos valores finais resultantes para cada cenário.

Observação	O mesmo processo é executado para os Cenários 2 e 3.
------------	--

Voltar

16. *ABA – ÍNDICE DE PERTINÊNCIA*

Essa aba é responsável por informar o valor do índice de pertinência para cada alternativa.

Voltar

Garantia e Limitações

A presente planilha foi configurada para atender no máximo 10 critérios e 10 alternativas, pois, conforme estipulado, na introdução, esta possui o caráter acadêmico, ou seja, desenvolvida para a aplicação e estudo do Método THOR com entrada de dados fuzzy. Além disso, a observação 3, informa que por ser um problema combinatorial, se não for definido os limites, implica em um gasto computacional e até mesmo erros podem acontecer ao decorrer do processamento da planilha.

Outro aspecto importante, é o fato de que a mesma apenas inclui a entrada de dados de um único entrevistado ou decisor.

Assistência Técnica

Caso ocorra algum problema, dúvida ou interesse na aplicação da presente planilha, basta entra em contato com a idealizadora do método THOR com entrada de dados fuzzy através do e-mail: ticiane_rg@hotmail.com.