

Estudo dos Métodos de Tomada de Decisão Aplicados a Reconfiguração Sazonal de Redes de Distribuição de Energia Elétrica

by

© Jésus Jonatan Souza Santos

Orientador: Oriane Magela Neto

Co-orientador: Frederico Gadelha Guimarães

Mestrado

Departamento de Engenharia Elétrica

Universidade Federal de Minas Gerais

Junho de 2012

Belo Horizonte

Minas Gerais

Resumo

As Redes de Distribuição de Energia Elétrica (RDEE) são responsáveis pelo fornecimento da maioria dos consumidores comerciais, residenciais e industriais. Na região Sudeste do Brasil, por exemplo, temos em torno de 90% dos estabelecimentos ligados a rede de energia. Em contrapartida, estas redes estão expostas as intempéries, descargas atmosféricas, mudanças climáticas e variações de cargas e temperatura ambiente que muitas das vezes apresentam comportamento sazonal. Neste contexto, dado a importância do fornecimento das RDEE, percebeu-se a necessidade de uma abordagem sazonal para a reconfiguração de redes. Importante ressaltar que as elevações das temperaturas em uma determinada região estão associadas a maior utilização de cargas de refrigeração, refletindo no aumento das cargas. Em contrapartida temperaturas mais amenas favorecem a redução do consumo de energia em comparação com períodos mais quentes. Neste trabalho foram utilizadas informações do clima da região Sudeste do Brasil para a modelagem dos cenários, a partir da observação do comportamento climático da região, sendo geradas três instâncias de uma mesma rede de 100 nós, cada uma correspondente a um cenário de sazonalidade. Desta forma, faz-se necessário a utilização de métodos de tomada de decisão para a escolha das soluções a serem implementadas de acordo com cada cenário proposto, visto que, a preferência do decisor se altera em relação aos critérios estabelecidos.

Neste trabalho foi utilizado o método da Escola Francesa Electre III, que é baseado no conceito de sobreclassificação, o método de Análise Hierárquica de Processos desenvolvido por Thomas Saaty e a aplicação da lógica nebulosa para a tomada de decisão, a fim de se representar os julgamentos vagos inerentes ao decisor humano.

Sendo que neste trabalho não serão aplicados os métodos clássicos baseados na teoria da utilidade devido às suas limitações relacionadas à modelagem da preferência e ao tratamento de porções não-convexas do Pareto-ótimo conforme já explorado na literatura. A proposta deste trabalho é avaliar os métodos de tomada de decisão (MTD), aplicados a Reconfiguração ótima de Redes de Distribuição de Energia Elétrica (RDEE), dentro dos cenários de sazonalidade. Onde temos como figuras de mérito os seguintes objetivos: Custo monetário da rede, custo de falhas (associado a confiabilidade da rede) e número de manobras para a reconfiguração, sendo utilizado um Algoritmo de Evolução Diferencial Discreta para a otimização multiobjetivo. Também serão avaliados pelos decisores critérios obtidos a posteriori, através de simulação de Monte Carlo, para a avaliação da sensibilidade às incertezas na carga e no preço da energia, dentro do horizonte da sazonalidade. Sendo que para cada cenário é utilizada uma instância da rede benchmark modificada de acordo com o caso específico, e também são modelados os métodos de tomada de decisão com as preferências de acordo com cada cenário. Por fim, são avaliados os MTD segundo os aspectos: esforço para interpretação dos parâmetros, esforço para a modelagem da preferência e a robustez do método de decisão avaliada em relação a sensibilidade dos métodos a variação dos parâmetros.

Abstract

The Distribution Networks for Electricity (PDN) are responsible for providing the majority of commercial customers, residential and industrial. In southeastern Brazil, for example, have around 90 % of establishments connected to the power grid. However, these networks are exposed to inclement weather, lightning, climate change and variations in load and ambient temperature which often exhibit seasonal behavior. In this context, given the importance of providing PDN, realized the need of a seasonal approach to network reconfiguration. Importantly, the increases in temperature in a given region are associated with greater use of cooling loads, reflecting the increased loads. In contrast milder temperatures favor a reduction in power consumption compared to the warmer periods. In this study we used information from the climate of southeastern Brazil for the modeling of scenarios, from observing the behavior of the climate region, which generated three instances of a network of 100 nodes, each corresponding to a scenario of seasonality. Thus, it is necessary to use methods of decision making for the choice of solutions to be implemented according to each proposed scenario, since the preference of the decision maker is altered in relation to established criteria.

In this study we used the method ELECTRE III of the French School, which is based on the concept of over-the method of Analytic Hierarchy Process developed by Thomas Saaty and application of fuzzy logic for decision making, in order to represent the vague judgments inherent in human decision maker. Since this work will not apply the classical methods based on utility theory due to limitations related to the modeling of preference and the treatment of non-convex portions of the

Pareto-optimal as previously explored in the literature. The purpose of this study is to evaluate the methods of decision making (DM), applied to optimal reconfiguration of Distribution Networks for Electricity (PDN) within the seasonal scenarios. Where we have figures of merit such as the following objectives: monetary cost of the network, cost of failure (associated with network reliability) and number of maneuvers to reset, and used a Discrete Differential Evolution Algorithm for multiobjective optimization. Will also be evaluated by decision makers criteria retrospectively obtained through Monte Carlo simulation, to evaluate the sensitivity to uncertainties in load and energy prices, within the horizon of seasonality. Since each picture is used for instance a network benchmark modified according to the specific case, are also modeled and the decision-making methods with preferences in accordance with each scenario. Finally, we evaluated the DM second aspect: the effort to interpret the parameters, the modeling effort to the preference and robustness of the decision method evaluated in relation to sensitivity of the methods the variation of parameters.

Sumário

Resumo	ii
Abstract	iv
Lista de Tabelas	xi
Lista of Figuras	xiv
1 Introdução	1
1.1 Redes de Distribuição de Energia Elétrica e Sazonalidade	2
1.2 Ciência da Tomada de Decisão	3
1.3 Objetivos deste Trabalho	4
2 Métodos de Tomada de Decisão	6
2.1 Introdução	6
2.2 Problema de Decisão Multicritério	8
2.3 Modelo de Decisão Baseado em Lógica Fuzzy	9
2.3.1 Conceitos Básicos	10
2.3.1.1 Definições, operações e propriedades	11

2.3.2	Variáveis linguísticas	13
2.3.3	Regras Fuzzy e Modelo de Inferência	14
2.3.3.1	Defuzzificação	17
2.3.4	Arquitetura do Decisor Fuzzy	17
2.4	Método Electre III	19
2.4.1	Introdução	19
2.4.2	Descrição do Método	20
2.4.3	Construção das Relações de Sobreclassificação	20
2.4.4	Ordenação das Alternativas	22
2.4.5	Interseção das pré-ordens	23
2.5	Processo de Análise Hierárquica	24
2.5.1	Introdução	24
2.5.2	Matriz de Comparação das Alternativas	25
2.5.2.1	Formulação por Auto-Vetores	27
2.5.3	Composição da Hierarquia	28
2.6	Considerações	30
3	Redes de Distribuição de Energia Elétrica e Cenários de Sazonali-	
	dade	32
3.1	Introdução	32
3.2	Reconfiguração Ótima de Redes de Distribuição de Energia Elétrica .	35
3.2.1	Otimização multiobjetivo	36
3.2.2	Funções objetivo	38
3.2.3	Restrições	40

3.3	Modelagem dos Cenários	40
3.3.1	Cenário 1 - Frio e Seco	41
3.3.2	Cenário 2 - Temperaturas Médias e Umidade Média	42
3.3.3	Cenário 3 - Quente e Chuvoso	43
3.4	Considerações	44
4	Metodologia Proposta	45
4.1	Rede de Distribuição Utilizada	46
4.2	Funções Objetivos e Critérios	48
4.2.1	Análise de Sensibilidade da RDEE	48
4.3	Metodologia para Avaliação dos MTD	51
4.4	Definições e Parâmetros dos MTD	52
4.4.1	Decisor Fuzzy	52
4.4.2	Processo de Análise Hierárquica	58
4.4.2.1	Parâmetros para o Cenário 1	59
4.4.2.2	Parâmetros para o Cenário 2	59
4.4.2.3	Parâmetros para o Cenário 3	60
4.4.2.4	Variação dos Parâmetros	61
4.4.3	Electre III	63
4.4.3.1	Parâmetros para Cenário 1	63
4.4.3.2	Parâmetros para Cenário 2	65
4.4.3.3	Parâmetros para Cenário 3	65
4.4.3.4	Variação dos Parâmetros	68
4.5	Considerações	69

5	Simulações Computacionais	70
5.1	Simulações Cenário 1	70
5.1.1	Decisão utilizando o método de inferência Fuzzy	71
5.1.1.1	Avaliação do MTD - Fuzzy	72
5.1.2	Decisão utilizando AHP	73
5.1.2.1	Avaliação do MTD - AHP	74
5.1.3	Decisão utilizando Electre III	75
5.1.3.1	Avaliação do MTD - Electre III	76
5.1.4	Conclusão Cenário	77
5.2	Simulações Cenário 2	78
5.2.1	Decisão utilizando o método de inferência Fuzzy	78
5.2.1.1	Avaliação do MTD - Fuzzy	80
5.2.2	Decisão utilizando AHP	81
5.2.2.1	Avaliação do MTD - AHP	82
5.2.3	Decisão utilizando Electre III	83
5.2.3.1	Avaliação do MTD - Electre III	84
5.2.4	Conclusão Cenário	85
5.3	Simulações Cenário 3	86
5.3.1	Decisão utilizando o método de inferência Fuzzy	86
5.3.1.1	Avaliação do MTD - Fuzzy	87
5.3.2	Decisão utilizando AHP	88
5.3.2.1	Avaliação do MTD - AHP	89
5.3.3	Decisão utilizando Electre III	91
5.3.3.1	Avaliação do MTD - Electre III	91

5.3.4	Conclusão Cenário	92
5.4	Considerações	93
6	Conclusão	97
	Bibliography	101

Lista de Tabelas

2.1	Escala de importâncias relativas de Saaty [24]	26
3.1	Tabela contendo as Cargas no Sistema Sudeste/Centro-Oeste em MW Médios	41
4.1	Tabela contendo as avaliações de importâncias relativas para os "macrocritérios" do Cenário 1	59
4.2	Tabela contendo as avaliações de importâncias relativas para os Subcritérios de Custos do Cenário 1	60
4.3	Tabela contendo as avaliações de importâncias relativas para os Macrocritérios do Cenário 2	61
4.4	Tabela contendo as avaliações de importâncias relativas para os Subcritérios de Custos do Cenário 2	61
4.5	Tabela contendo as avaliações de importâncias relativas para os Macrocritérios do Cenário 3	62
4.6	Tabela contendo as avaliações de importâncias relativas para os Subcritérios de Custos do Cenário 3	62
4.7	Tabela dos pesos w_i iniciais para o cenário 1	64

4.8	Tabela dos limites normalizados de preferência estrita p_i para o cenário 1	64
4.9	Tabela dos limites normalizados de indiferença q_i para o cenário 1 . . .	65
4.10	Tabela dos pesos w_i iniciais para o cenário 2	66
4.11	Tabela dos limites normalizados de preferência estrita p_i para o cenário 2	66
4.12	Tabela dos limites normalizados de indiferença q_i para o cenário 2 . . .	67
4.13	Tabela dos pesos w_i iniciais para o cenário 3	67
4.14	Tabela dos limites normalizados de preferência estrita p_i para o cenário 3	68
4.15	Tabela dos limites normalizados de indiferença q_i para o cenário 3 . . .	69
5.1	Tabela contendo as soluções Pareto-ótimas normalizadas e a análise de sensibilidade da rede para o cenário 1	71
5.2	Tabela contendo a análise de <i>Robustez</i> do Decisor Fuzzy para o cenário 1	73
5.3	Tabela contendo a análise de <i>Robustez</i> do Decisor AHP para o cenário 1	75
5.4	Classificação Média das Soluções pelo método Electre III para Cenário 1	76
5.5	Tabela contendo a análise de <i>Robustez</i> do Decisor Electre III para o cenário 1	77
5.6	Tabela contendo as soluções Pareto-ótimas e a análise de sensibilidade da rede para o cenário 2	79
5.7	Tabela contendo a análise de <i>Robustez</i> do Decisor Fuzzy para o cenário 2	81
5.8	Tabela contendo a análise de <i>Robustez</i> do Decisor AHP para o cenário 2	83
5.9	Classificação Média das Soluções pelo método Electre III para Cenário 2	84
5.10	Tabela contendo a análise de <i>Robustez</i> do Decisor Electre III para o cenário 2	85

5.11 Tabela contendo as soluções Pareto-ótimas e a análise de sensibilidade da rede para o cenário 3	87
5.12 Tabela contendo a análise de <i>Robustez</i> do Decisor Fuzzy para o cenário 3	89
5.13 Tabela contendo a análise de <i>Robustez</i> do Decisor AHP para o cenário 3	90
5.14 Classificação Média das Soluções pelo método Electre III para Cenário 3	92
5.15 Tabela contendo a análise de <i>Robustez</i> do Decisor Electre III para o cenário 3	93

Lista de Figuras

2.1	Modelo Aristotélico de Decisão, adaptado de [6]	7
2.2	Exemplo de Variável linguística (velocidade)	14
2.3	Diagrama de blocos para um sistema de inferência fuzzy (adaptado de [13]	15
2.4	Fluxograma do Decisor Fuzzy	18
2.5	Exemplo de hierarquia (adaptado de [21])	26
3.1	Rede de Distribuição de Energia Elétrica no Brasil(Fonte: IBGE)	34
3.2	Cargas no Sistema Sudeste/Centro-Oeste vs. Sazonalidade	42
4.1	Rede base do sistema de 100 barras.	46
4.2	Chaves NA no sistema de 100 barras.	47
4.3	Chaves NF no sistema de 100 barras.	47
4.4	Exemplo de Dispersão dos Custos	50
4.5	Função de Pertinência utilizada para o mapeamento das entradas do modelo	53
4.6	Função de Pertinência utilizada para o mapeamento das saídas do modelo	53
4.7	Composição hierárquica dos critérios para reconfiguração de RDEE	58

5.1	Classificação Média das Soluções pelo Decisor Fuzzy para Cenário 1 .	72
5.2	Classificação Média das Soluções pelo método AHP para Cenário 1 .	74
5.3	Classificação Média das Soluções pelo Decisor Fuzzy para Cenário 2 .	80
5.4	Classificação Média das Soluções pelo método AHP para Cenário 2 .	82
5.5	Classificação Média das Soluções pelo Decisor Fuzzy para Cenário 3 .	88
5.6	Classificação Média das Soluções pelo método AHP para Cenário 3 .	90

Capítulo 1

Introdução

O sistema elétrico de potencia (SEP) é a junção de instalações e equipamentos com o intuito de gerar, transmitir e distribuir energia elétrica. As redes de distribuição de energia elétrica (RDEE) são parte integrante desse sistema, e são responsáveis pelo fornecimento da maioria dos consumidores.

Há um aumento crescente no interesse pelo estudo das redes distribuição de energia elétrica, devido ao incremento contínuo da demanda de energia elétrica, avanços tecnológicos e a necessidade de melhoria da utilização de tal recurso. As redes de distribuição estão conectadas com as fontes geradoras através das linhas de transmissão, que realizam o transporte de energia em níveis de tensão muito mais elevados do que as RDEEs.

1.1 Redes de Distribuição de Energia Elétrica e Sazonalidade

As RDEE são responsáveis pelo fornecimento de energia a inúmeros consumidores. Estas estão conectadas as fontes geradoras através das linhas de transmissão, que realizam o transporte da energia em níveis de tensão muito mais elevados do que os encontrados nas RDEE. Existem diferentes níveis de tensões nas linhas de transmissão, para o sistema Sudeste/Centro-Oeste do Brasil por exemplo [20]. Esta tensão de transmissão pode variar de 230kV a 500kV, de acordo com a região.

Após a etapa de transmissão, a energia chega ao sistema de distribuição. Neste momento são necessárias etapas de redução da tensão, realizadas nas subestações do sistema de distribuição, ainda assim, as tensões fornecidas pelas subestações variam de 13,8kV a 69kV, sendo necessário mais uma etapa. Neste último momento, entram os transformadores abaixadores, que entregam as tensões nos valores comerciais para as residências, comércio e pequenas indústrias.

Vale lembrar que outros consumidores de médio a grande porte, em geral, acessam o sistema em tensões mais elevadas, de acordo com os contratos estabelecidos.

As RDEE são sistemas que estão permanentemente sofrendo perturbações. Estas são provocadas por fatores tais como falhas e evoluções das curvas de carga nos consumidores da região atendida pela RDEE.

Adicionalmente, estas redes estão expostas às intempéries, descargas atmosféricas, mudanças climáticas e variações de cargas e temperatura ambiente que muitas das vezes apresentam comportamento sazonal. Ademais, estudos mostram que 30% das falhas de energia com interrupção do fornecimento ocorrem devido as descargas at-

mosféricas [29], que por sua vez têm sua frequência aumentada em períodos chuvosos.

Neste contexto, dado a importância do fornecimento das RDEE, percebeu-se a necessidade de uma abordagem sazonal para a reconfiguração de redes, visto que em alguns períodos do ano a RDEE está submetida às intempéries e variações sazonais de carga, conforme descrito no capítulo 3. Esse enfoque é especialmente importante na atualidade quando se desenvolvem as chamadas Redes Inteligentes [28, 9] (as *Smart Grids*). *Smart Grid* é o sistema elétrico de potência que, aliado a uma infraestrutura automatizada e sistemas de informação e controle em tempo real, pode operar de forma economicamente viável e com a maior eficiência e com maior robustez. Para isso, a topologia deve ser frequentemente revisada e novos chaveamentos devem ser realizados de acordo com as necessidades, como por exemplo as sazonalidades.

1.2 Ciência da Tomada de Decisão

A ciência da tomada de decisão, como defendem diversos autores da literatura, deveria ser baseada em matemática, filosofia, psicologia e ciências cognitivas. Pois o ato de decidir envolve diversos atores, critérios, alternativas e cenários.

Diversos métodos já foram propostos, baseados em *Teoria dos Jogos*, Torneios multiatributos, Construção de Funções de Utilidade, Relações de Sobreclassificação, Lógica Nebulosa, e diversos outros.

Porém, qual é o ponto de partida para a tomada de decisão coerente e adequada com os anseios dos atores? Seria racionalidade, coerência, transitividade?

O Filósofo Frank Plumpton Ramsey define a racionalidade como *a capacidade de se ordenar preferências de modo consistente* [22, 6]. Sendo que o comportamento de

um agente será considerado racional se ele for capaz de ordenar as suas preferências, e com isso estabelecer uma *função-utilidade* para as possíveis ações.

Porém Ramsey admite que existem *crenças parciais*¹, e para cada crença é associado uma *probabilidade subjetiva* de que esta crença seja verdadeira[6]. Desta maneira, temos que se o decisor humano(atores) reorganizar suas preferências e *graus de crença* e mesmo assim manter a consistência (respeitando a transitividade, por exemplo) seu sistema de preferências/crenças será coerente.

Entretanto, fora de um contexto, se torna mais difícil estabelecer uma ordem de preferências das escolhas, desta forma a definição de cenários (contexto) é de extrema importância para a tomada de decisão em um problema complexo, tal como a reconfiguração de RDEE.

1.3 Objetivos deste Trabalho

É objetivo geral desta Dissertação o estudo dos métodos de tomada de decisão aplicados a reconfiguração (ótima) sazonal de redes de distribuição de energia elétrica.

Objetivos Específicos:

- Desenvolvimento de uma metodologia para Reconfiguração Sazonal de RDEE;
- Modelagem de Cenários sazonais;
- Realização de análise de sensibilidade da RDEE as variações de carga nos consumidores e preço da energia;

¹Para uma leitura mais aprofundada sobre os temas filosóficos da tomada de decisão, o leitor poder contar com a referência [6] como um bom ponto de partida

- Avaliação dos Métodos de Tomada de Decisão, segundo:
 1. *esforço para interpretação dos parâmetros:*
 2. *esforço para a modelagem da preferência:*
 3. *robustez do método de decisão:*

Capítulo 2

Métodos de Tomada de Decisão

2.1 Introdução

Desde a Antiguidade o homem busca métodos para auxiliar nas tomadas de decisões, a fim de fazer escolhas em conformidade com seus interesses, conflitos de informações, incertezas e critérios concorrentes. Conforme pode ser visto na figura 2.1, no modelo de Aristóteles já tínhamos as etapas de elaboração de cenários, análise de oportunidades, detalhamento das questões relevantes e ponderação das ações e meios, ou seja, as alternativas a serem escolhidas para se alcançar o objetivo fim do método: a eudaimonia, isto é, a felicidade ou bem-estar.

A teoria clássica da análise multicritério, desenvolvida pela escola americana, baseia-se em modelos matemáticos restritivos e axiomas rígidos, determinando a forma de agir do decisor para que sua decisão seja racional. Estes métodos, de forma geral, realizam a construção de funções de utilidade, através da atribuição de pesos para os critérios a cada alternativa, sendo realizada a agregação posterior, geral-

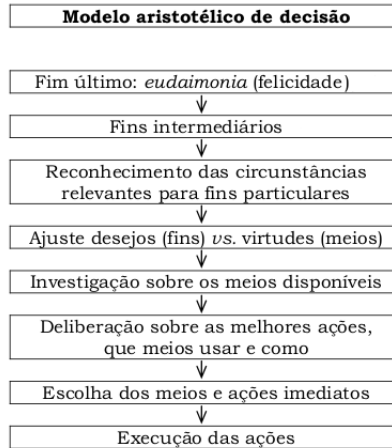


Figura 2.1: Modelo Aristotélico de Decisão, adaptado de [6]

mente aditiva. Porém, estudos da psicologia, filosofia e ciências cognitivas apontam que estas amarras impostas pelos métodos clássicos muitas vezes não representam a complexidade do processo decisório humano.

Neste sentido, surge o desenvolvimento dos métodos da Escola Francesa, como o Método Electre III [2], baseado no conceito de relações de sobreclassificação, o método de Análise Hierárquica de Processos desenvolvido por Thomas Saaty [23] e a aplicação de lógica nebulosa nos processos de tomada de decisão, a fim de se representar os julgamentos vagos inerentes ao decisor humano, sendo que os três métodos são utilizados neste trabalho.

Contudo, para este trabalho não serão aplicados os métodos clássicos baseados na teoria da utilidade devido às suas limitações relacionadas a modelagem da preferência e ao tratamento de porções não-convexas do pareto-ótimo (otimização multiobjetivo é abordada de forma breve na seção 3.2.1) muito bem apresentadas em [21].

2.2 Problema de Decisão Multicritério

Um problema de decisão multicritério envolve os seguintes elementos básicos[21]:

- **Conjunto A de alternativas.** Nos problemas discretos, cada alternativa $a \in A$ é uma opção para o decisor. Em problemas de decisão originados no contexto da otimização multiobjetivo, cada alternativa corresponde a um vetor de variáveis de otimização $\vec{x} = (x_1, x_2, \dots, x_k)$ no espaço de parâmetros.
- **Conjunto C de Critérios.** Os critérios são utilizados como parâmetros de avaliação para o conjunto de alternativas. Importante ressaltar que os critérios podem abranger naturezas objetivas e subjetivas. No âmbito da otimização multiobjetivo, cada alternativa a corresponde a um vetor de parâmetros de otimização \vec{x}_a sendo que as suas consequências ou avaliações dos critérios são definidas a partir dos valores das funções objetivo $(f_1(\vec{x}_a), f_2(\vec{x}_a), \dots, f_m(\vec{x}_a))$. Além dos critérios estabelecidos pelas funções objetivo, podem ser adicionados novos critérios *a posteriori*, de forma que a nota global de cada alternativa é composta pelas influências de cada critério e de suas preferências estabelecidas pelo decisor.

No contexto da otimização multiobjetivo aplicam-se dois tipos de análise multicritério, a análise *a priori* e a *a posteriori* [21]. Na análise *a priori*, antes da execução do algoritmo de otimização multiobjetivo já são inseridos aspectos da decisão multicritério, desta forma ao final da execução já se obtém a solução final. Entretanto para a análise *a posteriori* o método de decisão é aplicado após a obtenção do Conjunto Pareto-ótimo (a seção 3.2.1 apresenta brevemente os conceitos da otimização

multiobjetivo).

Para este trabalho foi utilizada a análise *a posteriori* devido às vantagens apresentadas por esta abordagem, tais como a possibilidade da inserção de novos critérios, realização de análise de sensibilidade, alterações de preferências não exigem grande esforço adicional, visto que a aproximação da fronteira já foi avaliada. Muitos destes aspectos são utilizados neste texto e serão apresentados no capítulo 4.

2.3 Modelo de Decisão Baseado em Lógica Fuzzy

Os operadores humanos interagem com processos complexos, baseados em informações aproximadas ou imprecisas. O raciocínio dos seres humanos também é de natureza imprecisa e na maioria das vezes é expresso através da linguística, como por exemplo quando dizemos que o dia está quente, não é necessário outra informação, como a temperatura exata para se ligar o ar condicionado, basta a percepção humana de quente, que pode variar de acordo com a região, para um africano residente no Saara, 35°C pode ser uma temperatura agradável durante o dia, esta mesma temperatura para um morador do Alasca (EUA) pode ser percebida como muito quente . A lógica Fuzzy e a Teoria dos Conjuntos Fuzzy são ferramentas para a tradução em termos matemáticos das proposições linguísticas, expressando de forma aproximada as informações qualitativas. Qualquer estratégia de atuação de um operador humano formulada com base em conjuntos de Regras *Se ... Então* poder ser representada em um Algoritmo baseado na Lógica Fuzzy.

Concebida por Zadeh em [31], a Teoria de Conjuntos Fuzzy tem o objetivo de criar um ferramental matemático adequado para o tratamento das informações de caráter

impreciso, utilizando-se das operações da Teoria dos Conjuntos Clássica. A Lógica Fuzzy, baseada nessa teoria, foi construída a partir dos conceitos já estabelecidos de lógica clássica; operadores foram definidos à semelhança dos usualmente empregados.

Na lógica clássica temos conceitos exatos como: Maior que, Menor que e igual. Entretanto nos Sistemas Fuzzy teremos os termos linguísticos (o conceito de variável linguística será visto mais abaixo) Muito Pequeno, Pequeno, Médio, Grande e Muito Grande.

2.3.1 Conceitos Básicos

Nesta seção serão abordados os conceitos básicos sobre conjuntos e lógica fuzzy necessários para o entendimento da metodologia aplicada neste trabalho. Na teoria clássica dos conjuntos, um elemento pertence ou não a um determinado conjunto. Dado um conjunto A em um universo X , os elementos deste universo apenas pertencem ou não pertencem àquele conjunto. Isto pode ser expresso pela função característica f_A :

$$f_A(x) = \begin{cases} 1 \Leftrightarrow x \in A \\ 0 \Leftrightarrow x \notin A \end{cases} \quad (2.1)$$

Nos sistemas fuzzy a função característica é generalizada de forma que ela pode assumir um número infinito de valores no intervalo $[0,1]$. Um conjunto fuzzy A em um universo X é definido por uma função de pertinência $\mu_A(x) : X \rightarrow [0, 1]$ e representado por um conjunto de pares ordenados

$$A = \{(x, \mu_A(x)) \mid x \in X\} \quad (2.2)$$

A função de pertinência $\mu_A(x)$ indica a compatibilidade de um elemento x ao conjunto A , sendo que no caso particular de $\mu_A(x) = 0$ este elemento é totalmente incompatível com o conjunto A , e quando $\mu_A(x) = 1$ temos a compatibilidade total do elemento com o conjunto em questão.

O conjunto suporte de um conjunto fuzzy A é o subconjunto dos pontos x de X tal que $\mu_A(x) > 0$. Sendo que um conjunto fuzzy cujo conjunto suporte é formado por somente um elemento de X com $\mu_A(x) = 1$ é chamado de conjunto unitário fuzzy [10].

2.3.1.1 Definições, operações e propriedades

Da mesma forma que na teoria clássica dos conjuntos, os conjuntos fuzzy possuem operações e propriedades definidas. A seguir serão apresentadas as principais para o entendimento necessário a este texto.

Um Conjunto fuzzy A em X é considerado **vazio** caso:

$$A = \emptyset \text{ se e somente se } \mu_A(x) = 0 \forall x \in X \quad (2.3)$$

ou seja, para que o conjunto seja vazio, sua função de pertinência deverá ser igual a zero para todo o conjunto X .

O **complemento** A' de um conjunto fuzzy A é fornecido por:

$$\mu_{A'}(x) = 1 - \mu_A(x) \forall x \in X \quad (2.4)$$

Para que dois conjuntos fuzzy A e B sejam considerados *iguais* suas funções de pertinência $\mu_A(x)$ e $\mu_B(x)$ devem ser iguais:

$$A = B \text{ se e somente se } \mu_A(x) = \mu_B(x) \forall x \in X \quad (2.5)$$

Dados dois conjuntos fuzzy A e B , A será considerado *subconjunto* de B , caso:

$$A \subset B \text{ se } \mu_A(x) \leq \mu_B(x) \forall x \in X \quad (2.6)$$

Analogamente a teoria dos conjuntos clássica, também são definidas para os conjuntos fuzzy as operações de interseção entre dois conjuntos fuzzy A e B no universo X , denotada por $A \cap B$ e a união dada por $A \cup B$. Utilizando-se dos operadores mínimo (denotado por $\min()$ ou \wedge) e máximo (denotado por $\max()$ ou \vee) estas operações são representadas pelas equações 2.7 e 2.8.

$$\mu_{A \cap B}(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) = \mu_A(x) \wedge \mu_B(x) \forall x \in X \quad (2.7)$$

$$\mu_{A \cup B}(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x)) = \mu_A(x) \vee \mu_B(x) \forall x \in X \quad (2.8)$$

De forma generalizada são definidos os operadores axiomáticos *T-norma* e *T-conorma* (ou *S-norma*) [13], conforme pode ser visto nas definições 1 e 2 abaixo.

Definição 1. *Uma T-norma é uma função $T: [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1] \mid \forall x, y, z, w \in [0, 1]$ que satisfaz as seguintes propriedades:*

- *Condições de Contorno:* $T(x, 0) = 0$ e $T(x, 1) = x$
- *Monotonicidade:* se $x \leq y$, $w \leq z$, então $T(x, w) \leq T(y, z)$

- *Comutatividade*: $T(x, y) = T(y, x)$
- *Associatividade*: $T(x, T(y, z)) = T(T(x, y), z)$.

Definição 2. Uma *T-conorma* é uma função $S: [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1] \mid \forall x, y, z, w \in [0, 1]$ que satisfaz as seguintes propriedades:

- *Condições de Contorno*: $S(x, 0) = x$ e $S(x, 1) = 1$
- *Monotonicidade*: se $x \leq y$, $w \leq z$, então $S(x, w) \leq S(y, z)$
- *Comutatividade*: $S(x, y) = S(y, x)$
- *Associatividade*: $S(x, S(y, z)) = S(T(x, y), z)$.

Existem diversas *T-normas* e *T-conormas* na literatura [7], porém os operadores $\min()$ e $\max()$ têm sido, nesta ordem, largamente utilizados para este fim [7, 13, 15]. Desta maneira, neste trabalho são considerados os operadores \min e \max para a implementação das *T-normas* e *T-conormas*, respectivamente.

2.3.2 Variáveis linguísticas

Uma variável linguística é uma variável cujos valores são nomes de conjuntos fuzzy, elas representam a imprecisão dos processos. Por exemplo, a velocidade de um veículo pode ser uma variável linguística, assumindo valores tais como: baixa, média e alta. A descrição destes valores é realizada por intermédio de conjuntos fuzzy, representados por funções de pertinência, conforme mostrado na Figura 2.2.

Os valores de uma variável linguística podem ser sentenças construídas a partir de termos primários (alto, baixo, pequeno, médio, grande, por exemplo), de conectivos

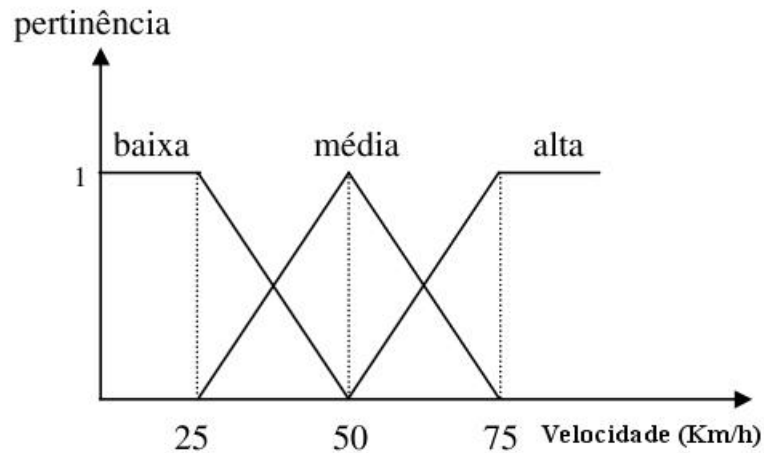


Figura 2.2: Exemplo de Variável linguística (velocidade)

lógicos (negação não, conectivos E e OU) e de modificadores (muito, pouco, levemente, extremamente).

Como já mencionado, a função das variáveis linguísticas é o mapeamento para a lógica fuzzy dos processos complexos e imprecisos para serem expressos de acordo com a lógica tradicional.

2.3.3 Regras Fuzzy e Modelo de Inferência

O modelo de inferência utilizado neste trabalho está baseado no modelo proposto por Mamdani [14], ele é composto de variáveis de entrada (ou *antecedentes*), variáveis de saída (ou *consequentes*), conjunto de regras fuzzy, uma função de agregação e por fim uma etapa de defuzzificação. Estas etapas estão organizadas conforme mostrado no diagrama de blocos da figura 2.3.

Para a elaboração do conjunto de regras é preciso que se tenham **proposições fuzzy** e operadores tais como: conectivos lógicos *e* e *ou*, a negação *não* e o operador

de *implicação se ... então*. Uma proposição fuzzy é qualquer frase da forma (τ é A), sendo que τ é o nome de uma variável linguística e A é o conjunto fuzzy definido no universo X de τ .

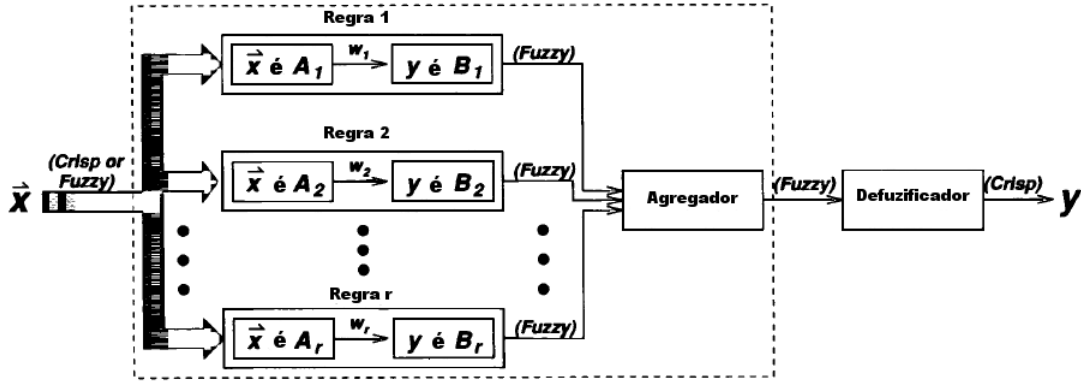


Figura 2.3: Diagrama de blocos para um sistema de inferência fuzzy (adaptado de [13])

Conectando-se uma proposição fuzzy qualquer (x é A) com outra (y é B) através do conectivo **e**, temos:

$$(x \text{ é } A) \text{ e } (y \text{ é } B)$$

que pode ser expressa pela relação fuzzy R_A e B , sendo que a função de pertinência da relação R_A e B é dada por $\mu_R(x, y) = f_e(\mu_A(x), \mu_B(y))$.

De forma análoga, caso as proposições acima fossem conectadas pelo operador *ou*, teríamos uma relação R_A ou B de forma que $\mu_R(x, y) = f_{ou}(\mu_A(x), \mu_B(y))$.

Importante salientar que para este trabalho os operadores f_e e f_{ou} serão representados pelas funções *T-norma* e *T-conorma*, respectivamente.

Outro elemento essencial para se completar um conjunto de regras é a *declaração condicional fuzzy* descrita pelo operador de implicação *se ... então*. Por exemplo, a regra linguística (**se** x é A **então** y é B) é representada por uma relação $R_{A \rightarrow B}$ dada pela função de pertinência:

$$\mu_{A \rightarrow B}(x, y) = f_{\rightarrow}(\mu_A(x), \mu_B(y)) \quad (2.9)$$

onde f_{\rightarrow} é o operador de implicação¹

A combinação (agregação) de diversas declarações condicionais resulta em uma única função de pertinência $\mu_g(z)$ para a saída, um exemplo de agregação pode ser realizado pela combinação de varias declarações através do conectivo *ou*, conforme segue exemplo abaixo:

se (x é A) e (y é B) então (k é C) ou

se (x é D) e (y é E) então (k é F)

Desta maneira, a função de pertinência agregada para a saída será dada pela equação 2.10:

$$\mu_g(x, y, k) = f_{ou}(f_{\rightarrow}(f_e(\mu_A(x), \mu_B(y)), \mu_C(k)), f_{\rightarrow}(f_e(\mu_D(x), \mu_E(y)), \mu_F(k))) \quad (2.10)$$

¹Neste trabalho será utilizada a função *T-norma* para representar a operação de implicação, sendo que esta é implementada pelo operador *min*

2.3.3.1 Defuzzificação

A defuzzificação consiste em extrair de um conjunto fuzzy os seus valores em variáveis *precisas* (ou crisp), trata-se da última etapa da inferência fuzzy (ver figura 2.3). Existem diversos métodos para defuzzificação, porém os mais utilizados na literatura são [13]: centro de área, bissecção de área, menor dos máximos, maior dos máximos e média dos máximos.

Para este trabalho será utilizado o método do centro de área, apresentado abaixo, uma descrição dos outros métodos pode ser encontrada em [13, 15].

- Centro de Área (CA):

$$CA(\mu_g(z)) = \frac{\int_Z \mu_g(z)zdz}{\int_Z \mu_g(z)dz} \quad (2.11)$$

onde $\mu_g(z)$ é a função de pertinência agregada para a saída do sistema de inferência tal como à apresenta na equação 2.10.

Em suma, os valores obtidos a partir da defuzzificação através do operador $CA(\cdot)$, representam a resposta do sistema de inferência para as entradas dado um determinado conjunto de regras, conforme foi descrito.

2.3.4 Arquitetura do Decisor Fuzzy

O decisor fuzzy utilizado neste trabalho está baseado no modelo de inferência proposto por Mamdani [14]. A figura 2.4 mostra o fluxograma do modelo, onde as entradas do sistema são as alternativas, que no caso da otimização multiobjetivo são as soluções eficientes do conjunto de Pareto, e a saída são as *notas* de recomendação de cada

alternativa/solução, que são atribuídas de acordo com o Conjunto de Regras utilizado, sendo que este conjunto de regras representa as preferências do decisor.

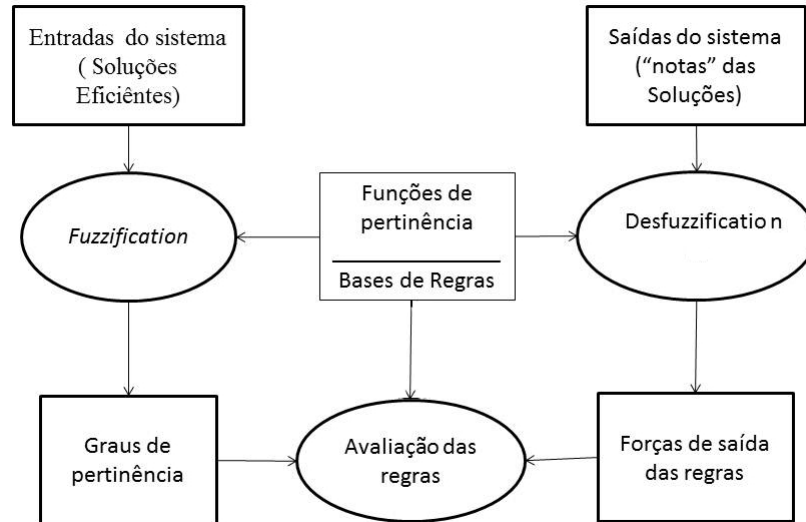


Figura 2.4: Fluxograma do Decisor Fuzzy

Através da *fuzzificação/defuzzificação* obtém-se a solução final conforme descrito a seguir: Primeiro um processo de fuzzificação é realizado utilizando-se das funções de pertinência pré-definidas para o mapeamento das entradas (alternativas/soluções eficientes). Na sequência, as regras são avaliadas pela combinação dos graus de pertinência para formar a saída, conforme descrito na seção 2.3.3, e esta será dada por uma equação da mesma forma que a equação 2.10. Por último, é realizado o processo de defuzzificação, onde são calculadas as saídas do sistema (as *notas* para cada solução eficiente), conforme a equação 2.11.

Posteriormente, estas notas são organizadas em forma de ranking, pois elas representam o grau de preferência do decisor por cada alternativa.

Neste Capítulo foi apresentado de forma sucinta o modelo de inferência de Mamdani, as funções de pertinência e as bases de regras utilizadas para a construção do decisor são apresentadas no capítulo 4.

2.4 Método Electre III

2.4.1 Introdução

O método Electre III foi proposto em 1978 por pesquisadores franceses em [2], ele utiliza os conceitos de Sobreclassificação amplamente utilizados pela Escola Francesa. Os métodos da Escola Francesa geralmente apresentam dois estágios. Primeiramente são realizadas comparações entre cada alternativa a pertencente ao conjunto A de Alternativas, e é a partir destas comparações que são encontradas as relações de sobreclassificação entre cada par de alternativas de forma que, dadas $a, b \in A$, se a é pelo menos tão boa quanto b , logo a sobreclassifica b . No segundo estágio, as relações são exploradas por meio de um conjunto de diretrizes, tendo como objetivo ordenar as alternativas da melhor para a pior, classificar as alternativas em categorias predefinidas ou obter a melhor alternativa de A .

Neste capítulo é descrito de forma breve o método Electre III e no capítulo 4 são descritos os parâmetros utilizados para representar as relações de preferência e como as perturbações nestes parâmetros influenciam na resposta final do método.

2.4.2 Descrição do Método

A partir de um conjunto $A = a_1, a_2, \dots, a_n$ de alternativas avaliadas em relação aos critérios $F = g_1, g_2, \dots, g_m$ o método visa estabelecer uma ordenação de preferência entre as alternativas [2]. É importante ressaltar que ao implementar o conceito de discordância os métodos Electre possibilitam julgamentos em que a relação de sobreclassificação não é transitiva [21].

Desta forma a relação de sobreclassificação nem sempre é capaz de ordenar as alternativas de A , logo apresenta-se a necessidade de um segundo estágio onde as relações são avaliadas de acordo com as diretrizes de cada problema estudado. Assim sendo, podemos chegar à ordenação de todas as alternativas ou a classificação de alternativas em categorias.

Outro aspecto importante do método Electre III em relação aos outros métodos da família é que neste a relação de Sobreclassificação $S(a, b)$ admite um valor no intervalo $[0, 1]$.

2.4.3 Construção das Relações de Sobreclassificação

Para cada par de alternativas (a, b) estas relações expressam a intensidade com que se pode afirmar que a sobreclassifica b , isto é, a intensidade com que a é ao menos tão bom quanto b . Tendo que $g_i(a)$ é o valor de a pela avaliação do critério i , para se encontrar a relação de sobreclassificação $S(a, b)$ calculam-se os índices de Concordância $C(a, b)$, índice de Discordância $D(a, b)$ e os índices de Credibilidade da relação de sobreclassificação $S(a, b)$ conforme descrito abaixo:

- **Índices de Concordância $C(a, b)$:** expressa a intensidade com que se pode

afirmar que a sobreclassifica b através da equação 2.12:

$$C(a, b) = \frac{1}{W} \sum_{i=1}^m w_i c_i(a, b) \quad (2.12)$$

Onde w_i são os pesos associados a cada critério i e W é expresso por:

$$W = \sum_{i=1}^m w_i \quad (2.13)$$

e

$$c_i(a, b) = \begin{cases} 1, & \text{Se } g_i(a) + q_i(g_i(a)) \geq g_i(b) \\ 0, & \text{Se } g_i(a) + p_i(g_i(a)) \geq g_i(b) \end{cases} \quad (2.14)$$

Ou então dentro do intervalo $]0, 1[$ dado por :

$$c_i(a, b) = \frac{g_i(a) - g_i(b) + p_i(g_i(a))}{p_i(q_i(a)) - q_i(g_i(a))} \quad (2.15)$$

Onde p_i representa o limite da preferência estrita para o critério i e q_i o limite da indiferença também para o critério i .

- **Índices de Discordância** $D(a, b)$: Indica o quanto a afirmativa de que a sobreclassifica b é recusada, sendo o índice de discordância para cada critério calculado a partir das equações 2.16 e 2.17 :

$$D_i(a, b) = \begin{cases} 1, & \text{Se } g_i(b) > g_i(a) + v_i(g_i(a)) \\ 0, & \text{Se } g_i(b) \leq g_i(a) + p_i(g_i(a)) \end{cases} \quad (2.16)$$

Ou então dentro do intervalo $]0, 1[$ dado por :

$$D_i(a, b) = \frac{g_i(b) - g_i(a) - p_i(g_i(a))}{v_i(q_i(a)) - p_i(g_i(a))} \quad (2.17)$$

Onde v_i corresponde ao limite de veto, sendo que para $v_i(g_i(a))$ a equação 2.18 exprime quando a relação em que a sobreclassifica b é recusada.

$$g_i(b) \geq g_i(a) + v_i(g_i(a)) \quad (2.18)$$

- **Índices de Credibilidade da relação $S(a, b)$:** Indica o quanto se admite que a sobreclassifica b . Sendo que este valor não representa a preferência, mas o índice de credibilidade da afirmativa a sobreclassifica b . Para que se obtenha este índice, utiliza-se a Discordância para enfraquecer a Concordância conforme pode ser visto na equação 2.19.

$$S(a, b) = \begin{cases} C(a, b), & \text{Se } D_j(a, b) \leq C(a, b) \forall i \\ C(a, b) \prod_{i \in F(a, b)} \frac{1 - D_i(a, b)}{1 - C(a, b)}, & \text{Caso contrário.} \end{cases} \quad (2.19)$$

Onde $F(a, b)$ contém os critérios em que $D_i(a, b) > C(a, b)$.

2.4.4 Ordenação das Alternativas

Após a obtenção das relações nebulosas $S(a, b)$ entre todos os pares de alternativas, estamos de posse de uma matriz de sobreclassificação, onde tem-se os valores dos índices de credibilidade de $S(a, b)$ da comparação de todas as alternativas avaliadas segundo todos os critérios. A partir de então é calculada a *qualificação* $D(a)$ de

cada alternativa que consiste em quantificar a *força* $\tau(a)$ e a *franqueza* $\psi(a)$ de cada alternativa.

Onde $\tau(a)$ consiste no número de alternativas que a sobreclassifica, e $\psi(a)$ é composto pelo número de alternativas que sobreclassificam a , sendo que a qualificação $D(a)$ é calculada para patamares λ variando no intervalo $[0, 1]$, desta forma a equação 2.20 fornece o valor de $D(a)$ para cada λ .

$$D^\lambda(a) = \tau^\lambda(a) - \psi^\lambda(a) \quad (2.20)$$

Após a qualificação são construídas duas pré-ordens $Y_1 e Y_2$, uma descendente e outra ascendente. Isto é feito através de um processo chamado *destilação*, de maneira que na destilação descendente selecionam-se as melhores alternativas e termina-se o processo com as piores. Nas destilação ascendente, são escolhidas as piores alternativas terminando o processo com as melhores. Em cada uma destas preordens as alternativas são agrupadas em classes $(\chi_1, \chi_2, \dots, \chi_n)$, de modo que o decisor não diferencia as alternativas pertencentes a mesma classe e prefere alternativas de uma classe χ_j a outra de uma classe χ_{j+1} .

2.4.5 Interseção das pré-ordens

A ordenação final das alternativas Y é formada pela interseção das duas pré-ordens, dado por $Y = Y_1 \cap Y_2$, gerando assim uma classificação mais confiável, evidenciando as possíveis incomparabilidades, caso elas existam. Abaixo são listadas as possibilidades:

- **a é preferido em relação a b :** quando pelo menos em uma das classificações esta alternativa pertence a uma classe que domina a classe a qual b pertence.

- a é equivalente a b , isto é, escolher a ou b é indiferente para o decisor: quando a e b pertencem a mesma classe.
- a e b são incomparáveis: quando em uma pré-ordem a está em uma classe que domina b e na outra preordem b pertence a uma classe que domina a .

2.5 Processo de Análise Hierárquica

2.5.1 Introdução

O método de auxílio a tomada de decisão Processo de Análise Hierárquica (AHP - Analytic Hierarchy Process) foi desenvolvido na década de 70 por Thomas Saaty, com o intuito de fornecer um método mais adequado a percepção humana dos processos. Para Saaty a ciência da decisão deveria ser baseada em matemática, psicologia e filosofia.

O AHP fundamenta-se na comparação entre cada alternativa de A com as demais e entre os critérios, com o auxílio de uma escala capaz de refletir o grau de preferência do decisor por uma das alternativas e por um dos critérios, lembrando que as comparações são feitas sempre uma a uma. Após as sucessivas comparações o resultado global é fruto da agregação das comparações dos critérios e das alternativas segundo cada critério, sempre respeitando a hierarquia proposta para o problema.

Neste capítulo será apresentada uma breve descrição do método, e no capítulo 4 serão expostas as características do problema abordado, bem como os parâmetros utilizados no método e sua forma de avaliação.

2.5.2 Matriz de Comparação das Alternativas

A principal característica deste modelo é a capacidade de analisar um problema de tomada de decisão, através da construção de níveis hierárquicos, onde o problema é decomposto em níveis e cada um deste é novamente decomposto em subníveis, organizados hierarquicamente, e assim por diante até que se cheguem às alternativas.

Para que sejam construídas as matrizes de comparações, primeiramente precisamos conhecer a escala de Saaty [24] mostrada na tabela 2.1. Nesta escala são demonstrados os graus de importância relativa que podem ser atribuídos às comparações conforme proposto por Saaty. Ao propor esta escala foram levados em consideração experimentos psicológicos que demonstram que o ser humano não consegue comparar de forma simultânea mais de 9 objetos [21].

Dado um conjunto $C = (c_1, c_2, \dots, c_n)$ de critérios, para cada critério c_i é associado um valor $p_i(a, b)$ a cada par de alternativas $(a, b) \in A$. Esse valor indica a intensidade da preferência do decisor para a alternativa a em relação a b de forma que [23]:

- caso a seja preferido em relação a b , logo $p_i(a, b) > 1$;
- caso a seja indiferente a b , logo $p_i(a, b) = 1$;
- $\forall a, b \in A, p_i(b, a) = \frac{1}{p_i(a, b)}$.

A relação entre as alternativas é expressa através de uma matriz quadrada M_{alt} , cuja dimensão é dada pelo número n de Alternativas de A :²

²Entretanto para a comparação entre os critérios a matriz de comparação $M_{critério}$ terá a dimensão m , onde m é quantidade de critérios avaliados. Da mesma forma para os subcritérios, teremos uma matriz $M_{subcrit}$ com dimensão k , onde k é o número de subcritérios avaliados.

Tabela 2.1: Escala de importâncias relativas de Saaty [24]

Escala	Intensidade	Recíproco
1	Igualmente Preferido	1
2	Igual a Moderado	1/2
3	Moderadamente Preferido	1/3
4	Moderado a Forte	1/4
5	Fortemente Preferido	1/5
6	Forte a Muito Forte	1/6
7	Muito Fortemente Preferido	1/7
8	Muito Forte a Extremo	1/8
9	Extremamente Preferido	1/9

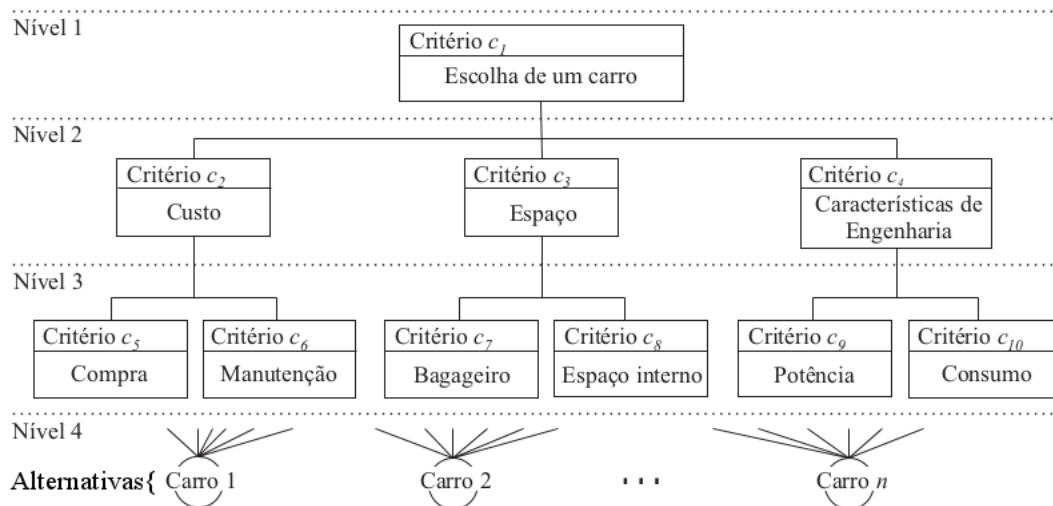


Figura 2.5: Exemplo de hierarquia (adaptado de [21])

$$M_{alt} = \begin{bmatrix} m_{11} & m_{12} & \dots & m_{1n} \\ m_{21} & m_{22} & \dots & m_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ m_{n1} & m_{n2} & \dots & m_{nn} \end{bmatrix}$$

onde $m_{ij} = p(a_i, a_j)$, sendo a_i e a_j duas alternativas de A .

Esta matriz é recíproca, devido a exigência do método que $m_{ij} = \frac{1}{m_{ji}}$. Uma verificação de *consistência* é necessária, visto que de acordo com o método proposto por Saaty para que os julgamentos sejam considerados *transitivos* esta matriz deve ser consistente.

2.5.2.1 Formulação por Auto-Vetores

Dada uma matriz qualquer $D_{n \times n}$, são *auto-valores* e *auto-vetores* de D os escalares λ e os vetores não nulos $x_{n \times 1}$, respectivamente, de forma que:

$$Dx = \lambda x \tag{2.21}$$

Para que a matriz D seja consistente, o principal auto-valor $\lambda_{max} = n$, desta forma o principal auto-vetor será dado por qualquer coluna de D .

Desta maneira, a partir de uma matriz de comparações M pode-se obter os pesos associados a preferência do decisor através dos *auto-vetores* desta matriz. Cada posição do auto-vetor x estará associada ao peso estipulado pelo decisor através da matriz de comparações para a linha de mesmo índice, isto é, se a linha i representa as preferências de um critério c_i qualquer em relação aos outros, o valor $x(i)$ representará o peso associado a este critério.

Importante ressaltar que devido ao método permitir que alguns julgamentos não sejam perfeitamente transitivos, teremos matrizes que não serão perfeitamente consistentes. Saaty então criou o *índice de consistência* IC , sendo este dado por:

$$IC = \frac{\lambda_{max} - n}{n - 1} \quad (2.22)$$

Quando $\lambda_{max} = n$ a matriz é consistente, para os outros casos Saaty [24] recomenda que $IC < 0.1$ a fim de se evitar julgamentos aleatórios.

2.5.3 Composição da Hierarquia

A figura 2.5 mostra um exemplo apresentado em [21] onde se deseja realizar a compra de um veículo, para este caso temos quatro níveis na hierarquia, conforme mostrado abaixo:

- o primeiro trata-se da meta: a escolha do carro;
- no segundo nível temos os macrocritérios: Custo, Espaço e Características de Engenharia;
- o terceiro nível é composto pelos subcritérios: Custo de Compra, Custo de Manutenção, Espaço do Bagageiro, Espaço Interno, Potência e Consumo;
- por último no quarto nível da hierarquia temos as alternativas compostas por n veículos a serem comparados.

Para que seja obtida a classificação final através da ordenação global das alternativas é necessário que sejam avaliadas uma matriz de comparação M para cada nível

de critérios, onde nestas matrizes serão avaliadas as preferências entre os critérios, e uma matriz M de comparações das alternativas para cada critério. Em suma, se tivermos k critérios independentes entre si e z alternativas serão necessárias k matrizes de comparação das alternativas, cada uma sob o foco de um critério especificamente, e uma matriz de comparação dos critérios.

Retornando ao exemplo da figura 2.5, para este caso teremos uma matriz M_1 para o nível 2, correspondente aos "macrocritérios" c_2 , c_3 e c_4 . Na sequência é avaliada a matriz M_2 para os "subcritérios" c_5 e c_6 , da mesma forma obtem-se M_3 e M_4 a partir da avaliação dos critérios c_7 e c_8 , c_9 e c_{10} , respectivamente.

Finalizada a construção das matrizes de comparação dos critérios, inicia-se a etapa de avaliação das matrizes de comparação das alternativas. Desta forma, serão necessárias seis matrizes de comparação das alternativas, uma matriz para cada critério do Nível 3. Logo, as matrizes de M_5 a M_{10} conterão os valores das importâncias relativas das alternativas sob o ponto de vista de cada critério de c_5 a c_{10} .

Por fim, a equação 2.23 [21] expressa a prioridade global K_j da alternativa j :

$$K_j = (k_{j5}w_5 + k_{j6}w_6)w_2 + (k_{j7}w_7 + k_{j8}w_8)w_3 + (k_{j9}w_9 + k_{j10}w_{10})w_4 \quad (2.23)$$

sendo $k_{j1}, K_{j2}, \dots, k_{j6}$ a prioridade da alternativa j de acordo com cada um dos seis critérios do Nível 3, e w_i representa os pesos de cada critério c_i .

Foi apresentado de forma sucinta neste capítulo o método AHP de Thomas Saaty, vale ressaltar que um dos grandes pontos fortes desta metodologia é hierarquização dos critérios, pois evita-se a comparação entre critérios extremamente opostos, e facilita o entendimento das relações entre os critérios. Por outro lado exige do decisor que

realize diversas avaliações fornecendo, além da relação de preferência, a intensidade desta preferência. Nos capítulos 4 e 5 estas e outras características do método serão avaliadas.

2.6 Considerações

Neste capítulo, foram apresentados os métodos de tomada de decisão que serão avaliados para a modelagem da preferência em um problema de reconfiguração sazonal de Redes de Distribuição de Energia Elétrica (RDEE).

Inicialmente, discutiu-se sobre o modelo de inferência fuzzy e sua utilização como decisor. Este método se mostra bem interessante, visto que sua interação com o decisor humano, bem como com os especialistas para a modelagem da preferência, é realizada através de variáveis linguísticas.

Estas variáveis linguísticas combinadas com os operadores lógicos *Se ... Então*, conectivos *e* e *ou*, formam um conjunto de regras que servirão de base para a inferência fuzzy.

Posteriormente, foi discutido sobre o método da Escola Francesa Electre III, que emprega o conceito de sobreclassificação, realizando comparações entre cada par de alternativas, de acordo com cada critério, a fim de responder se *uma alternativa é pelo menos tão boa quanto a outra*.

Este método exige do decisor humano que forneça os pesos associados a cada critério, bem como os limites de preferência estrita, indiferença e veto, também de acordo com cada critério. Em contrapartida, calcula-se o índice de credibilidade da afirmativa de que *uma alternativa é pelo menos tão boa quanto a outra*. De posse

desses índices, as soluções são finalmente organizadas em classes e ordenadas.

Importante ressaltar que, para as soluções de uma mesma classe, o Electre julga ser indiferente a escolha de uma ou outra solução desta classe. Caso o Decisor humano deseje uma ordenação final das alternativas, seria necessário a realização de uma análise *local* dentro das classes, afim de se distinguir as soluções.

Por último, é apresentado o AHP (Processo de Análise Hierárquica), sendo este o método, dentro os três estudados, que mais exige do Decisor humano o conhecimento sobre o problema abordado.

Pois além de solicitar a hierarquização dos critérios, exige que sejam construídas matrizes de comparações entre os critérios e entre as alternativas de acordo com cada critério. Sendo que, para a construção destas matrizes, o Decisor humano deve informar o grau de *importância relativa* na comparação entre os pares de alternativas ou critérios em uma escala de um a nove.

Foram apresentados aqui os três métodos estudados neste trabalho, fica evidente para o leitor que tratam-se de métodos muito diferentes entre si, que exigem diferentes níveis de conhecimento sobre o problema abordado.

Na seção 4.4 são apresentados os parâmetros utilizados para cada método, bem como a metodologia para avaliação da sensibilidade a variação dos parâmetros.

Capítulo 3

Redes de Distribuição de Energia Elétrica e Cenários de Sazonalidade

3.1 Introdução

As Redes de Distribuição de Energia Elétrica (RDEE) são responsáveis pelo fornecimento da maioria dos consumidores comerciais, residenciais e industriais (exceto para alguns consumidores de alta potência que acessam diretamente a rede básica). Na região Sudeste do Brasil, por exemplo, temos em torno de 90% dos estabelecimentos ligados a rede de energia, conforme é mostrado na figura 3.1 retirada de [11].

Em contrapartida, estas redes estão expostas às intempéries, descargas atmosféricas, mudanças climáticas e variações de cargas e temperatura ambiente que muitas das vezes apresentam comportamento sazonal. Ademais, estudos mostram que 30% das falhas de energia com interrupção do fornecimento, na região Sudeste, ocorrem devido às descargas atmosféricas [29], que por sua vez tem sua frequência aumentada

em períodos chuvosos.

Neste contexto, dado a importância do fornecimento das RDEE, percebeu-se a necessidade de uma abordagem sazonal para a reconfiguração de redes, visto que em alguns períodos do ano a RDEE está submetida às intempéries. As análises da carga de energia e demanda realizadas pelo Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS) e publicadas em seus boletins de cargas [16, 18, 17], apresentam os fatores contribuintes para as variações de cargas no sistema elétrico. Em geral para a região Sudeste, os principais são: variações do Produto Interno Bruto (PIB), utilização da capacidade instalada da indústria e dados meteorológicos (temperatura ambiente e chuvas).

Todavia, as elevações das temperaturas em uma determinada região estão associadas a maior utilização de cargas de refrigeração, refletindo no aumento das cargas, em contrapartida temperaturas mais amenas favorecem a redução do consumo de energia em comparação com períodos mais quentes.

Neste trabalho foram utilizadas informações do clima da região Sudeste do Brasil para a modelagem dos cenários, a partir da observação do comportamento climático da região (disponível em [5]), sendo geradas três instâncias de uma mesma rede de 100 nós, proposta inicialmente por [3] e modificada em [25] que será apresentada no capítulo 4. As redes foram configuradas com os dados de taxas de falha e cargas de acordo com cada cenário abaixo listados:

- Cenário 1 - Frio e Seco
 - Trata-se do Cenário de menor carga entre os três e com a menor taxa de falha da rede, devido a baixa ocorrência de Chuvas, Descargas e Ventos fortes.

- Cenário 2 - Temperaturas Médias e Umidade Média
 - Trata-se do Cenário de carga média e taxa de falha média da rede.
- Cenário 3 - Quente e Chuvoso (Propenso a tempestades)
 - Trata-se do Cenário com a maior carga entre os três estudados, apresentando também a maior taxa de falha da rede, devido às elevadas temperaturas e ocorrência de Chuvas Torrenciais com maior probabilidade de descargas atmosféricas.



Figura 3.1: Rede de Distribuição de Energia Elétrica no Brasil(Fonte: IBGE)

Importante ressaltar que não é objetivo deste texto a modelagem climatológica da região Sudeste, bem como a exata correspondência com as estações do ano. O foco principal está no desenvolvimento de uma metodologia de Reconfiguração Sazonal

de Redes de Distribuição de Energia Elétrica com apoio de métodos de tomada de decisão, possibilitando uma utilização mais otimizada dos recursos.

No contexto das Smart Grids¹ [30], esta metodologia de reconfiguração sazonal se mostra como uma alternativa para a operação tradicional, possibilitando a utilização eficiente da rede.

3.2 Reconfiguração Ótima de Redes de Distribuição de Energia Elétrica

Neste trabalho, para a obtenção do conjunto Pareto-ótimo, é utilizado o algoritmo de Evolução Diferencial Discreta proposto em [25]. Desta maneira, são considerados três objetivos na reconfiguração ótima da RDEE, sendo eles:

- O *custo monetário* da rede: composto por custos de instalação (fixos), custos de manutenção e custos de perdas.
- Os *custos de falha* da rede: são os custos associados as falhas apresentadas pela RDEE. Logo, quanto menor estes custos, maior a *confiabilidade* da rede.
- O *número de manobras* a ser realizado na rede para a reconfiguração:

Neste caso, espera-se que a rede seja reconfigurada com o menor número de

¹As Redes de Energia Inteligente (Smart Grids) são redes elétricas que empregam monitoramento, controle, comunicação e tecnologias de reparação autônoma para oferecer melhores conexões e operações para geradores e distribuidores, opções flexíveis para os consumidores, confiabilidade e segurança para o fornecimento de eletricidade.

manobras possível, minimizando os impactos nos indicadores de qualidade do fornecimento, tais como o DEC e o FEC [1].

3.2.1 Otimização multiobjetivo

A otimização multiobjetivo é necessária quando duas ou mais funções apresentam objetivos conflitantes. O conjunto \mathcal{X}^* de soluções de um problema multiobjetivo, dado pela Equação 3.1, consiste em todos os vetores de decisão \vec{x} para os quais os vetores de objetivo $[f_1(\vec{x}), \dots, f_n(\vec{x})]^T$ correspondentes não podem ser melhorados em alguma dimensão sem alguma perda em outra dimensão. Esse conjunto de soluções é conhecido como conjunto Pareto-ótimo, ou conjunto de soluções não dominadas. A Equação 3.2 define dominância entre dois vetores.

$$\mathcal{X}^* = \arg \min \begin{pmatrix} f_1(\vec{x}) \\ \vdots \\ f_n(\vec{x}) \end{pmatrix} \quad \text{sujeito a:} \begin{cases} \vec{x} \in \mathbb{R}^D \\ g_1(\vec{x}) \leq 0 \\ \vdots \\ g_m(\vec{x}) \leq 0 \end{cases} \quad (3.1)$$

Formalmente, dados dois vetores no espaço de parâmetros, \vec{x}_a e \vec{x}_b , \vec{x}_a domina \vec{x}_b conforme a Equação 3.2.

$$\vec{x}_a \preceq \vec{x}_b \Leftrightarrow \begin{cases} \forall i \in 1, \dots, n | f_i(\vec{x}_a) \leq f_i(\vec{x}_b) \wedge \\ \exists i \in 1, \dots, n | f_i(\vec{x}_a) < f_i(\vec{x}_b) \end{cases} \quad (3.2)$$

Todos os vetores de decisão que não são dominados por nenhum outro vetor de decisão em um dado conjunto são chamados de não-dominados em relação a esse conjunto. Uma solução Pareto-ótima $\vec{x}_i^* \in \mathcal{X}^* \subset \mathcal{D}$ é não-dominada em relação aos outros componentes do domínio \mathcal{D} , ou seja, $\nexists \vec{x}_j \preceq \vec{x}_i^* \forall \vec{x}_j \in \mathcal{D}, i \neq j$. O conjunto Pareto-ótimo é o conjunto de todas as soluções Pareto-ótimas. O conjunto imagem $\mathcal{I} = \{f_i(\vec{x}_j^*)\}_{i=1}^n$ dos pontos do conjunto Pareto-ótimo é chamado de Fronteira de Pareto.

A obtenção do conjunto \mathcal{X}^* é realizada a partir de diversas abordagens. No âmbito da computação evolucionária, a obtenção do conjunto Pareto-ótimo é feita de forma eficiente através da Ordenação por Não-Dominância (*Non-dominated Sorting*), proposta por [8, 27] e discutida em [12, 4, 26].

Neste trabalho será utilizado um algoritmo de Evolução Diferencial Discreta (EDD) proposto em [25] para a obtenção do conjunto Pareto-ótimo. Não é foco deste texto a descrição do algoritmo, caso o leitor queira mais detalhes sobre o algoritmo de EDD, sugiro a leitura da referência [25].

De forma sucinta, o algoritmo baseado em EDD consiste em três passos:

Dados três indivíduos A , B e C ,

- **Passo 1:** encontrar as *dissimilaridades* entre A e B ;
- **Passo 2:** tomar um sub-conjunto da lista de *dissimilaridades* e aplicar em um indivíduo que será mutado, neste caso o indivíduo C ;
- **Passo 3:** obtenção do novo indivíduo mutado, C .

Trata-se então, do levantamento das variabilidades de dois indivíduos para a

aplicação em um terceiro, evoluindo a população até que sejam satisfeitas as condições de parada do algoritmo.

Importante salientar que, para a proposta deste trabalho, de estudo dos métodos de tomada de decisão para a reconfiguração (ótima) sazonal de RDEE, poderia-se utilizar outro método para a obtenção das soluções de Pareto.

Foi escolhido o algoritmo de EDD devido aos bons resultados apresentados, desta maneira, o presente trabalho pode ser entendido como uma continuidade do proposto em [25].

3.2.2 Funções objetivo

As equações de custos apresentadas em [25] foram modificadas neste trabalho a fim de se possibilitar a reconfiguração sazonal, pois neste caso necessita-se da evolução mensal dos custos.

O custo monetário de uma rede T , sendo sua quantidade de vértices igual a N , está relacionado na Equação 3.3.

$$f_{monet}(T) = \sum_{i=1}^{N-1} CI_i + \sum_{i=1}^{t_m} \left\{ \sum_{i=1}^{N-1} [CtM_i + CPtec_i] \right\} (1 - juros)^{t-1} \quad (3.3)$$

Sendo

CI_i : custo de instalação da aresta i (em \$)

CtM_i : custo total de manutenção da aresta i (em \$/mes)

$CPtec_i$: custo das perdas técnicas da aresta i (em \$/mes)

t_m : período, em meses

juros: juros no período

O custo de falhas está descrito na Equação 3.4.

$$f_{falha}(T) = \sum_{t=1}^{t_m} \left\{ \sum_{i=1}^{N-1} \lambda_i \cdot l_i \cdot 730 \cdot r \cdot Pl_i \cdot CEn_i \right\} (1 - juro) ^{t-1} \quad (3.4)$$

Sendo

λ_i : taxa de falhas por quilômetro da aresta i (em *falha/(km · mes)*)

l_i : comprimento do condutor i (em *km*)

r_i : duração média, em horas, de uma falha na aresta i (em *h/falha*)

P_i : potência sobre a aresta i (em *kW*)

CEn_i : custo da energia no período (em *\$/kWh*)

juros: taxa de juros no período

t_m : período analisado, em meses

Para ambos os custos, nas simulações apresentadas neste texto no capítulo 5 a taxa de juros foi desprezada devido ao escopo da sazonalidade modelada.

A quantidade de manobras na rede é dada pela Equação 3.5.

$$f_{\#manob}(T) = \sum (\#NA_{fech.}) + (\#NF_{abert.}) \quad (3.5)$$

Sendo

$\#NA_{fech.}$: quantidade de chaves normalmente abertas que foram fechadas

$\#NF_{abert.}$: quantidade de chaves normalmente fechadas que foram abertas

3.2.3 Restrições

As restrições operacionais ou tecnológicas aplicáveis ao problema da reconfiguração seguem descritas na Equação 3.6.

$$\left. \begin{array}{l} 1 - \delta_i \leq V \leq 1 + \delta_i \\ I_i \leq I_{max_i} \end{array} \right\} \forall i \in 1, 2, \dots, N \quad (3.6)$$

Sendo

δ_i : máxima variação, em p.u., da tensão na barra i

I_{max_i} : máxima corrente, em ampère, na linha i

Além dessas restrições tecnológicas, existem ainda duas restrições fortes, que são a de conectividade e de inexistência de ciclos na rede.

3.3 Modelagem dos Cenários

Conforme apresentado na introdução deste capítulo, serão abordados três cenários baseados na sazonalidade da região sudeste do Brasil, cujos dados de Cargas podem ser vistos na tabela 3.1. Para a construção desta tabela e do gráfico da figura 3.2 foram utilizados os dados disponibilizados pela ONS em [19].

Pode-se observar na figura 3.2 que as séries temporais analisadas (cargas de 2010, 2011 e 1º trimestre de 2012) apresentam um comportamento similar ao longo dos doze meses de cada ano. Segundo dados da ONS divulgados nos boletins de cargas [16, 18, 17], além dos fatores macroeconômicos, as variações do clima têm um importante

papel no comportamento da carga ao longo de um ano e entre os mesmos meses de anos diferentes. A seguir são apresentadas as configurações dos três Cenários modelados.

Tabela 3.1: Tabela contendo as Cargas no Sistema Sudeste/Centro-Oeste em MW Médios

Cargas no Ditema Sudeste/Centro-Oeste em MW Médio												
Ano	Jan	Fev	Mar	Abr	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out	Nov	Dez
2012	36.196	38.715	39.516									
2011	36.057	38.245	36.175	36.031	35.012	34.332	34.903	36.256	36.238	36.033	36.012	36.149
2010	34.246	35.897	35.966	34.472	33.992	33.569	34.070	34.432	35.481	34.724	35.222	35.803

3.3.1 Cenário 1 - Frio e Seco

No modelo proposto, este cenário corresponde aos meses de Abril, Maio, Junho e Julho conforme mostrado na figura 3.2. Trata-se do Cenário de menor carga entre os três, devido principalmente a menor utilização de cargas de refrigeração. Neste caso mantém-se a carga da rede Benchmark utilizada como referência.

Entretanto, para a taxa de falha dos cabos foi adotada o valor médio de 2%, isto é, em média cada cabo da rede tem 2% de taxa de falha em um ano. Por conseguinte, esta taxa foi estipulada devido à baixa probabilidade de ocorrência de Chuvas, Descargas e Ventos fortes neste período, sendo esta a menor taxa de falha

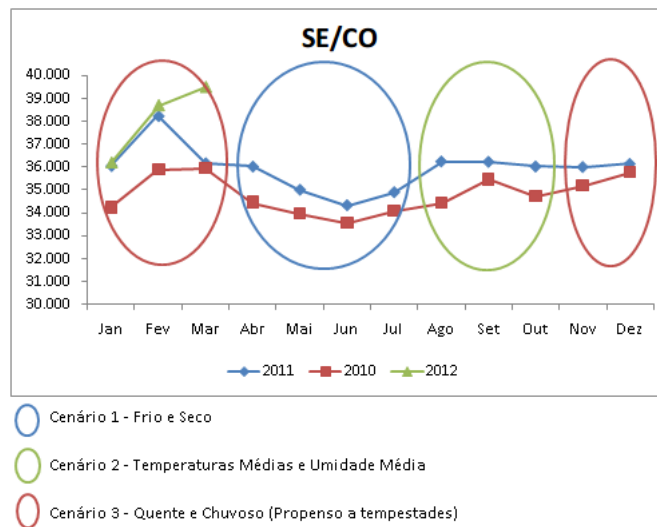


Figura 3.2: Cargas no Sistema Sudeste/Centro-Oeste vs. Sazonalidade

dentre os casos propostos.

3.3.2 Cenário 2 - Temperaturas Médias e Umidade Média

Como pode ser visto na figura 3.2, este caso corresponde aos meses de Agosto, Setembro e Outubro. Sendo este cenário de transição, pois apresenta valores de cargas e taxa de falha intermediários entre os cenários 1 e 3. Para a obtenção da variação de carga a ser considerada neste cenário, utilizou-se a relação entre o mês de menor carga do Cenário 1 (Junho) e o mês de maior carga do Cenário 2 (Agosto) para os dados de 2011. Desta forma, foi aplicada um aumento na carga de 5,6% na instância da rede para o caso do cenário 2.

Além disso, para este cenário foram consideradas taxas de falhas dos cabos cujo valor médio é igual a 4%, isto é, em média cada cabo da rede tem 4% de taxa de falha em um ano. Conforme já mencionado, este cenário trata-se de um caso intermediário

entre os cenários 1 e 3, desta forma a taxa de falha média para os cabos desta instância da rede foi posicionada entre o caso de baixa probabilidade de chuvas, tempestades e conseqüentemente menos falhas e o caso extremo de altos índices pluviométricos, tempestades de verão e elevadas taxas de falhas nos cabos da rede.

3.3.3 Cenário 3 - Quente e Chuvoso

Como pode ser visto na figura 3.2, este caso corresponde aos meses de Novembro, Dezembro, Janeiro, Fevereiro e Março de cada ano. Sendo este o cenário de maiores índices pluviométricos e temperaturas mais elevadas, apresentando valores de cargas e taxa de falha superiores aos cenários 1 e 2. Para a obtenção da variação de carga a ser utilizada neste cenário, considerou-se a relação entre o mês de menor carga do Cenário 1 (Junho) e o mês de maior carga do Cenário 3 (Fevereiro) para os dados de 2011. Desta forma, foi aplicada um aumento na carga de 11.3% na instância da rede para o caso do cenário 3.

Além disso, para este cenário foram consideradas taxas de falhas dos cabos cujo valor médio é igual a 6%, isto é, em média cada cabo da rede tem 6% de taxa de falha em um ano. Dando seqüência, este caso é caracterizado pela alta probabilidade de chuvas, tempestades e temperaturas elevadas. Logo, será caracterizado por maiores taxas de falhas para os cabos da rede e a maior carga dentre os Cenários propostos, em grande parte devido às cargas de refrigeração largamente utilizadas neste período.

3.4 Considerações

Neste capítulo foram apresentados os cenários de sazonalidade, bem como suas motivações e condições de contorno. Também foram expostos os objetivos da otimização multiobjetivo e suas restrições.

Foi possível estabelecer uma parametrização a partir das curvas de cargas e das características climáticas para a modelagem dos cenários sazonais, lembrando que modelagem climatológica exata da região Sudeste não é o foco deste trabalho, e sim o desenvolvimento de uma metodologia de Reconfiguração Sazonal de Redes de Distribuição de Energia Elétrica com apoio de métodos de tomada de decisão, fornecendo o ferramental necessários para a utilização mais eficiente dos recursos.

No capítulo 4 é exposta a metodologia utilizada para a avaliação dos métodos de tomada de decisão, assim como as modelagens das preferências de acordo com cada cenário sazonal.

Capítulo 4

Metodologia Proposta

A proposta deste trabalho é avaliar os métodos de tomada de decisão (MTD) descritos no capítulo 2, aplicados a Reconfiguração ótima de Redes de Distribuição de Energia Elétrica (RDEE), dentro dos cenários de sazonalidade apresentados no capítulo 3.

Utilizando-se de um Algoritmo de Evolução Diferencial Discreta para a otimização multiobjetivo proposto em [25]. Também serão avaliados pelos decisores critérios obtidos *a posteriori*, através de simulação de Monte Carlo, para a avaliação da sensibilidade às incertezas na carga e no preço da energia, dentro do horizonte da sazonalidade.

Sendo que para cada cenário é utilizada uma instância da rede benchmark modificada de acordo com o caso específico, e também são modelados os métodos de tomada de decisão com as preferências de acordo com cada cenário.

O presente capítulo está organizado da seguinte forma: na seção 4.1 é apresentada a RDEE utilizada, na seção 4.2 são apresentados os objetivos da otimização e os critérios obtidos *a posteriori*, na seção 4.3 são definidas as formas de avaliação dos MTD empregadas neste texto. Por fim na seção 4.4 são apresentados os parâmetros

dos decisores e a forma de avaliação dos métodos de tomada de decisão.

4.1 Rede de Distribuição Utilizada

O sistema utilizado neste trabalho foi o sistema de 100 barras proposto por [4, 12] e modificado por [25]. A rede inicial a ser reconfigurada foi encontrada por um algoritmo genético através da otimização mono-objetivo minimizando os custos de instalação, manutenção e perdas [12] (v. Equação 3.3).

A topologia base desse sistema está representada pela Figura 4.1. As chaves manobráveis do sistema de 100 barras podem ser vistas nas Figuras 4.2 e 4.3.

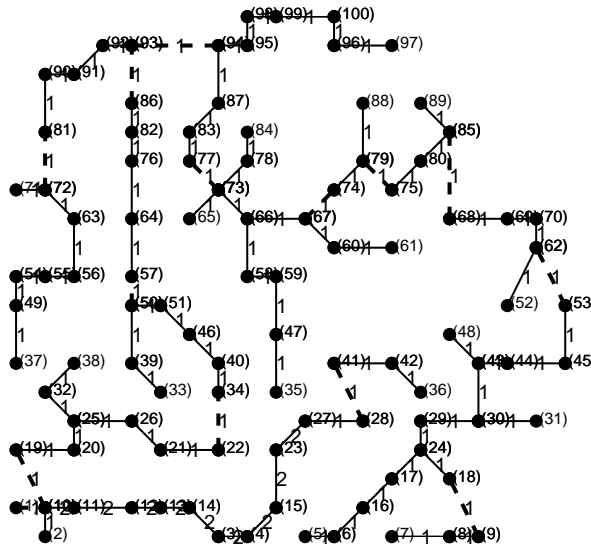


Figura 4.1: Rede base do sistema de 100 barras.

Os números entre parênteses identificam as barras, e os demais números correspondem ao tipo de condutor utilizado nas linhas [25].

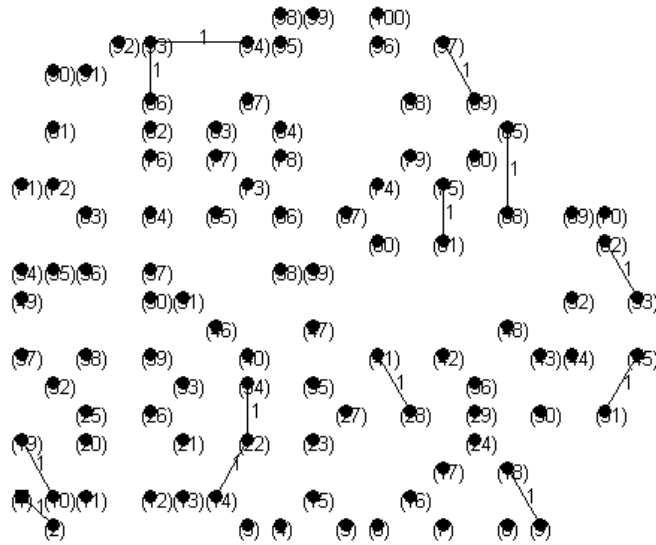


Figura 4.2: Chaves NA no sistema de 100 barras.

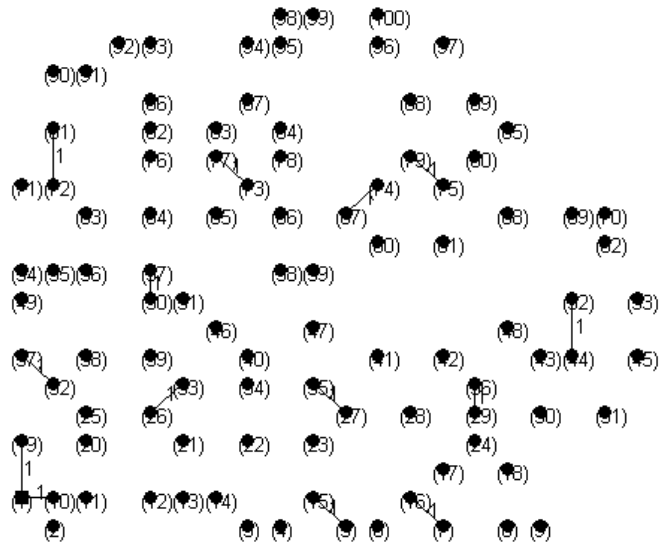


Figura 4.3: Chaves NF no sistema de 100 barras.

Conforme proposto neste trabalho, foram geradas três instâncias desta rede de acordo com os cenários sazonais descritos no capítulo 3. Sendo realizadas simulações computacionais para cada instância da rede de acordo com o cenário em questão.

4.2 Funções Objetivos e Critérios

As funções objetivo a serem minimizadas durante a reconfiguração ótima da RDEE são apresentadas abaixo:

1. **Custo monetário** associado à rede,
2. **Custo de falha** associado à rede,
3. e o **Número de manobras** para a reconfiguração da rede.

Para mais detalhes sobre as funções objetivo, consultar a seção 3.2.

4.2.1 Análise de Sensibilidade da RDEE

Para a realização da análise de sensibilidade foi utilizada uma simulação de Monte Carlo¹ a fim de se avaliar o comportamento da rede em um ambiente de incertezas, com a perturbação da carga e do valor do preço da energia. Abaixo são listados os parâmetros da simulação:

- desvio Padrão de 0.3,

¹A simulação de Monte Carlo foi desenvolvida na década de 40 e é uma ferramenta de simulação estatística que utiliza métodos de amostragem para resolver problemas de natureza estocástica ou determinística.

- simulação contendo 10.000 amostras,
- incertezas aplicadas nos valores das cargas e no preço da energia.

Após a simulação de Monte Carlo, os seguintes critérios são avaliados:

1. **Taxa de Inactibilidade da RDEE:** A inactibilidade da RDEE² ocorre quando alguma das restrições operacionais descritas na seção 3.2.3 é violada, impossibilitando a rede em questão de operar tornando-a *inactível*. A taxa de inactibilidade (TI) é fornecida pela equação 4.1.

$$TI = \frac{Q_{Infac}}{T_{mc}} \quad (4.1)$$

onde Q_{Infac} é a quantidade de amostras da simulação de Monte Carlo que foram inactíveis e T_{mc} é o total de amostras avaliadas.

Desta forma, quanto menor a TI maior a *Robustez* da rede.

2. **Sensibilidade dos Custos:** Como são inseridas incertezas tanto na carga quanto no preço, os custos monetário e de falhas sofrem perturbações, de forma que de acordo com a rede estas variações podem ser menores ou maiores. A dispersão dos custos é calculada pelo produto da *Variação nos Custos Monetários* pela *Variação nos Custos de Falhas*, sendo que sua grandeza não tem significado, e sim a área formada por este produto representa o quanto os custos da rede são sensíveis as perturbações de carga e preço da energia. ³

²A simulação de Monte Carlo provoca em algumas RDEE inactibilidades devido às variações das cargas, que desta forma podem levar a violações das restrições elétricas de tensões nas barras e correntes nos cabos.

³A área é calculada entre o primeiro e terceiro quartil, sendo a média o centro desta distribuição

Em resumo, quanto menor a área advinda deste produto, *menos* sensível são os custos da rede em relação as variações de carga e preço da energia nos nós, um exemplo pode ser visto na Figura 4.4.

Finalmente podem ser listados os critérios que serão avaliados pelos MTD de acordo com cada cenário de sazonalidade, são eles:

- **Custo Monetário Médio**⁴,
- **Custo de Falha Médio**,
- **Número de manobras para a reconfiguração da RDEE**,
- **Taxa de Inactibilidade da RDEE**,
- **Sensibilidade dos Custos**.

Todos os critérios são de minimização.

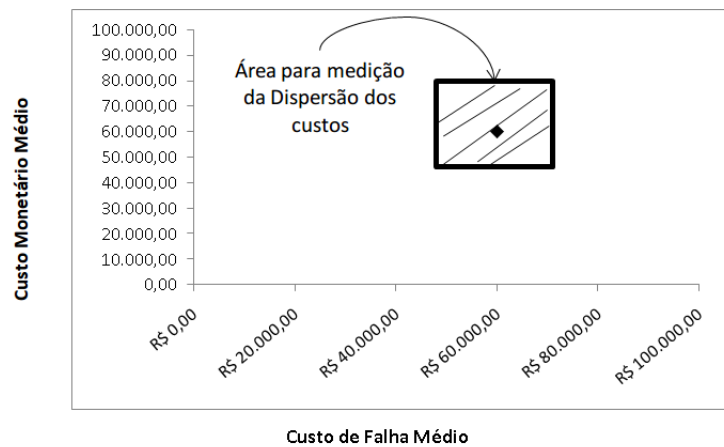


Figura 4.4: Exemplo de Dispersão dos Custos

⁴Os custos médios são avaliados através da simulação de monte Carlo

4.3 Metodologia para Avaliação dos MTD

Nesta seção será descrito a forma de avaliação dos métodos de tomada de decisão.

Os métodos serão avaliados segundo as óticas definidas abaixo:

1. **esforço para interpretação dos parâmetros:** Consiste no grau de esforço para a interpretação dos parâmetros, de forma que se consiga representar as preferências do decisor humano através dos parâmetros do método.
2. **esforço para a modelagem da preferência:** Trata-se do esforço da metodologia para a obtenção da classificação das alternativas de acordo com os parâmetros inseridos.
3. **robustez do método de decisão:** Esta é a medida do quanto o método é capaz de suportar perturbações nos parâmetros sem que sejam prejudicadas de forma significativa as classificações já obtidas.

A *robustez* será avaliada através da variação dos parâmetros⁵ dos métodos de tomada de decisão, a fim de ser verificar:

- % de vezes que a solução preferida(caso médio) se repetiu nas demais variações,
- taxa em % que o grupo de soluções preferidas(caso médio) se repetiu,
- % de vezes que a pior solução foi classificada desta forma,
- taxa em % que o grupo de piores soluções foram classificadas, e por último
- a taxa em % de alterações de ordem.

⁵Cada método apresentado neste texto tem suas características e parâmetros específicos, na seção 4.4 será detalhada a metodologia de avaliação para cada MTD.

4.4 Definições e Parâmetros dos MTD

Nesta seção são apresentados os parâmetros dos decisores e a forma de avaliação dos métodos de tomada de decisão. Vale salientar que, devido as diferenças entre as bases teóricas de cada método algumas das formas de modelagem da preferência presentes em um método pode não ter um correspondente em outro, a exemplo dos limites de veto v_i que é um parâmetro característico do Electre III.

Conforme descrito no capítulo 3 cada cenário possui suas características influentes no processo de tomada de decisão, desta maneira, realizou-se um mapeamento das preferências do decisor humano de forma a se manter o máximo de homogeneidade possível entre os métodos para cada cenário.

4.4.1 Decisor Fuzzy

Para o decisor Fuzzy empregado neste trabalho foi utilizada a defuzzificação pelo centro de área, ou centroide conforme [15]. E Funções de pertinências gaussianas para as entradas e saída do modelo nos três cenários, conforme pode ser visto nas Figuras 4.5 e 4.6. As funções de entrada representam as variáveis linguísticas: PEQUENO, MÉDIO e GRANDE; enquanto para a função de pertinência para a resposta, temos as "notas" de recomendação: FRACAMENTE RECOMENDADO, RECOMENDADO e EXTREMAMENTE RECOMENDADO.

Com bases nestes conceitos foram elaboradas as bases de regras para o sistema de inferência. O Algoritmo 1 apresenta as regras utilizadas para direcionar o decisor no caso do cenário 1. Podemos observar que este é o cenário com o conjunto de regras mais simples, pois trata-se de um cenário cuja rede tem menores taxas de falhas nos

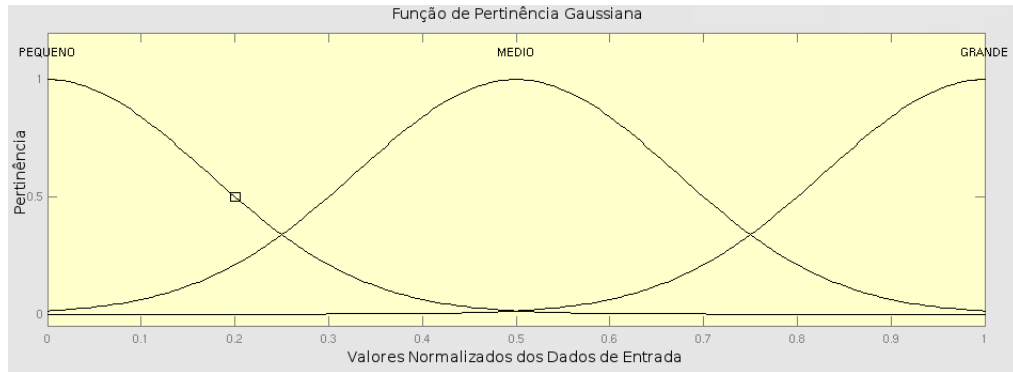


Figura 4.5: Função de Pertinência utilizada para o mapeamento das entradas do modelo



Figura 4.6: Função de Pertinência utilizada para o mapeamento das saídas do modelo

cabos e a menor carga dentre as três, priorizando-se neste caso os custos monetários.

Algorithm 1 Conjunto de regras para decisão - Reconfiguração para o Cenário 1

se (Custo Monetário é PEQUENO) \wedge (Número de Manobras é PEQUENO)
então
 Recomendação é EXTREMAMENTE RECOMENDADO
fim se

se (Custo Monetário é GRANDE) \wedge (Número de Manobras é GRANDE) **então**
 Recomendação é FRACAMENTE RECOMENDADO
fim se

se (Custo Monetário é MÉDIO) \wedge (Número de Manobras é MÉDIO) **então**
 Recomendação é RECOMENDADO
fim se

se (Custo Monetário é PEQUENO) \wedge (Custo de Confiabilidade é MÉDIO) \wedge
(Taxa de Ineficiência é PEQUENO) \wedge (Sensibilidade dos Custos é MÉDIO)
então
 Recomendação é EXTREMAMENTE RECOMENDADO
fim se

O Algoritmo 2 descreve a lógica para decisão no cenário 2, conforme já mencionado no capítulo 3 trata-se do cenário intermediário, onde ainda sim temos uma preocupação com o custo monetário da RDEE, porém as outras variáveis começam a ganhar mais força na decisão.

Algorithm 2 Conjunto de regras para decisão - Reconfiguração para o Cenário 2

se (Custo Monetário é PEQUENO) \wedge (Custo de Confiabilidade é PEQUENO) \wedge
(Número de Manobras é PEQUENO) \wedge (Taxa de Inefectibilidade é PEQUENO)

então

Recomendação é EXTREMAMENTE RECOMENDADO

fim se

se (Custo Monetário é PEQUENO) \wedge (Custo de Confiabilidade é PEQUENO)
 \wedge (Número de Manobras é GRANDE) \wedge (Taxa de Inefectibilidade é PEQUENO)

então

Recomendação é RECOMENDADO

fim se

se (Custo Monetário é MÉDIO) \wedge (Custo de Confiabilidade é PEQUENO) \wedge
(Número de Manobras é GRANDE) \wedge (Taxa de Inefectibilidade é MÉDIO) **então**

Recomendação é RECOMENDADO

fim se

se (Custo Monetário é GRANDE) \wedge (Custo de Confiabilidade é GRANDE) \wedge
(Número de Manobras é GRANDE) \wedge (Taxa de Inefectibilidade é GRANDE)

então

Recomendação é FRACAMENTE RECOMENDADO

fim se

se (Custo de Confiabilidade é PEQUENO) \wedge (Taxa de Inefectibilidade é PEQUENO) **então**

Recomendação é EXTREMAMENTE RECOMENDADO

fim se

se (Custo Monetário é MÉDIO) \wedge (Custo de Confiabilidade é MÉDIO) \wedge (Número
de Manobras é MÉDIO) \wedge (Sensibilidade dos Custos é PEQUENO) **então**

Recomendação é EXTREMAMENTE RECOMENDADO

fim se

Finalmente, temos o cenário 3 cujas regras estão descritas no Algoritmo 3, trata-se do cenário com maior carga e maior probabilidade de ocorrência de falhas, desta forma os Custos de Confiabilidade e a Taxa de Inactibilidade são de extrema importância para o decisor.

Algorithm 3 Conjunto de regras para decisão - Reconfiguração para o Cenário 3

se (Custo de Confiabilidade é PEQUENO) \wedge (Número de Manobras é PEQUENO) \wedge (Taxa de Ineficiência é PEQUENO) **então**

Recomendação é EXTREMAMENTE RECOMENDADO

fim se

se (Custo de Confiabilidade é PEQUENO) \wedge (Número de Manobras é MÉDIO) \wedge (Taxa de Ineficiência é PEQUENO) **então**

Recomendação é RECOMENDADO

fim se

se (Custo de Confiabilidade é PEQUENO) \wedge (Número de Manobras é MÉDIO) \wedge (Taxa de Ineficiência é GRANDE) **então**

Recomendação é FRACAMENTE RECOMENDADO

fim se

se (Custo de Confiabilidade é GRANDE) \wedge (Número de Manobras é PEQUENO) \wedge (Taxa de Ineficiência é MÉDIO) **então**

Recomendação é FRACAMENTE RECOMENDADO

fim se

se (Custo de Confiabilidade é MÉDIO) \wedge (Taxa de Ineficiência é PEQUENO) \wedge (Número de Manobras é PEQUENO) **então**

Recomendação é RECOMENDADO

fim se

se (Custo de Confiabilidade é PEQUENO) \wedge (Taxa de Ineficiência é MÉDIO) \wedge (Sensibilidade dos Custos é PEQUENO) **então**

Recomendação é EXTREMAMENTE RECOMENDADO

fim se

A fim de se avaliar o impacto da variação dos parâmetros na resposta do decisor Fuzzy, foram perturbadas as características das funções de pertinência das entradas (média e desvio padrão, para as gaussianas), mantendo-se constantes os outros parâmetros. Ao todo foram realizadas 21 perturbações nas decisões de cada cenário.

4.4.2 Processo de Análise Hierárquica

A Figura 4.7 apresenta a hierarquia dos critérios estabelecida, desta forma teremos duas matrizes de comparações para os critérios. Uma matriz para os "macrocritérios" Custos, Taxa de Inafactibilidade e Número de manobras. Outra para os "subcritérios" Custo Monetário, Custo de Falha/Confiabilidade e Sensibilidade dos custos.

Adicionalmente, teremos uma matriz M_{Alt} de comparações das alternativas para cada critério, totalizando sete matrizes de comparações para cada cenário.

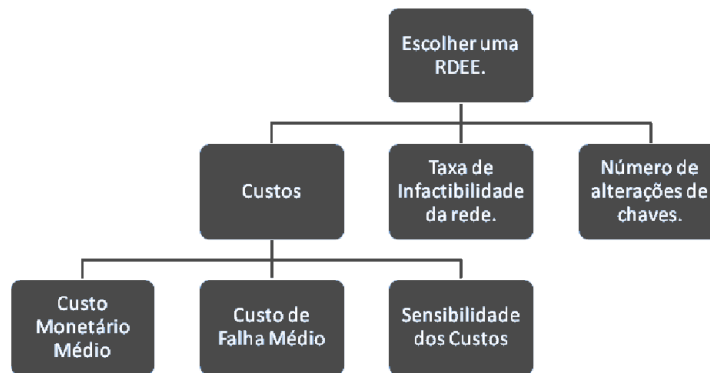


Figura 4.7: Composição hierárquica dos critérios para reconfiguração de RDEE

Tabela 4.1: Tabela contendo as avaliações de importâncias relativas para os "macrocritérios" do Cenário 1

Macrocritérios Cenário 1			
	Custos	Taxa de Ineficiência	Nº de Manobras
Custos	1	6	9
Taxa de Ineficiência	1/6	1	4
Nº de Manobras	1/9	1/4	1

4.4.2.1 Parâmetros para o Cenário 1

A tabela 4.1 mostra as importâncias relativas para os macrocritérios, o leitor pode observar que da mesma forma que no decisor Fuzzy, neste cenário os custos apresentam maior importância. Na tabela 4.2, que realiza a comparação entre os custos, o critério Custo Monetário apresenta-se com maior importância relativa.

4.4.2.2 Parâmetros para o Cenário 2

Para o cenário 2, como se trata de um cenário intermediário, temos a preocupação com a taxa de falha dos cabos ligeiramente superior ao cenário 1 e com o aumento de carga de 5,6%. Logo, como podemos observar na tabela 4.3 dos macrocritérios ainda ponderamos de forma favorável os Custos em relação a outros critérios, porém com um grau de importância relativa menor, refletindo a característica do cenário.

Adicionalmente, podemos observar na tabela 4.4 que o mesmo ocorre entre a comparação dos custos, que para o cenário 1 ponderamos a favor do Custo Monetário Médio em relação ao Custo de Falha Médio com grau de importância 4, entretanto

Tabela 4.2: Tabela contendo as avaliações de importâncias relativas para os Subcritérios de Custos do Cenário 1

Subcritérios de Custos Cenário 1			
	Custo Monetário Médio	Custo de Falha Médio	Sensibilidade dos Custos
Custo Monetário Médio	1	4	2
Custo de Falha Médio	1/4	1	1
Sensibilidade dos Custos	1/2	1	1

neste caso, devido a maior probabilidade de falhas, ponderamos o Custo de Confiabilidade com grau de importância relativa igual a 2 sobre o Custo Monetário.

4.4.2.3 Parâmetros para o Cenário 3

Finalmente, para o cenário 3, que trata-se de um caso com a taxa de falha três vezes maior do que o cenário 1 e com um incremento de carga de 11.3% em relação a este mesmo cenário, fica evidente através das tabelas 4.5 e 4.6 que a taxa de ineficiência e o custo de falha/confiabilidade são priorizados neste cenário devido as suas características sazonais(Ver seção 3.3.3) com maiores cargas e maior probabilidade de falhas.

Tabela 4.3: Tabela contendo as avaliações de importâncias relativas para os Macro-critérios do Cenário 2

Macrocritérios Cenário 2			
	Custos	Taxa de Ineficiência	Nº de Manobras
Custos	1	3	8
Taxa de Ineficiência	1/3	1	5
Nº de Manobras	1/8	1/5	1

Tabela 4.4: Tabela contendo as avaliações de importâncias relativas para os Sub-critérios de Custos do Cenário 2

Subcritérios de Custos para Cenário 2			
	Custo Monetário Médio	Custo de Falha Médio	Sensibilidade dos Custos
Custo Monetário Médio	1	1/2	1/2
Custo de Falha Médio	2	1	4
Sensibilidade dos Custos	2	1/4	1

4.4.2.4 Variação dos Parâmetros

Para a avaliação do impacto da variação dos parâmetros na resposta do método, foram perturbadas as importâncias relativas das matrizes de comparação entre os critérios,

Tabela 4.5: Tabela contendo as avaliações de importâncias relativas para os Macro-critérios do Cenário 3

Macrocritérios Cenário 3			
	Custos	Taxa de Inefectibilidade	Nº de Manobras
Custos	1	1/7	7
Taxa de Inefectibilidade	7	1	9
Nº de Manobras	1/7	1/9	1

Tabela 4.6: Tabela contendo as avaliações de importâncias relativas para os Sub-critérios de Custos do Cenário 3

Subcritérios de Custos Cenário 3			
	Custo Monetário Médio	Custo de Falha Médio	Sensibilidade dos Custos
Custo Monetário Médio	1	1/6	1/3
Custo de Falha Médio	6	1	6
Sensibilidade dos Custos	3	1/6	1

mantendo-se constantes as matrizes de comparações entre as alternativas que foram construídas de acordo com os valores normalizados (relativos) das alternativas. Ao todo foram realizadas 21 perturbações nas matrizes de comparação entre os critérios,

respeitando-se o *índice de consistência*.

4.4.3 Electre III

O método Electre III, conforme descrito no capítulo 2, necessita dos seguintes parâmetros:

- Pesos w_i associados a cada critério,
- limites p_i de preferência estrita,
- limites q_i de indiferença,
- limites v_i de veto.

Sendo que neste trabalho não serão considerados os limites de veto v_i , devido a não-correspondência deste parâmetro com os outros métodos. Adicionalmente, temos que todas as alternativas são originadas a partir soluções Pareto-ótimas da reconfiguração multiobjetivo. Nas próximas seções serão apresentados os parâmetros para cada cenário.

4.4.3.1 Parâmetros para Cenário 1

A tabela 4.7 apresenta os pesos associados a cada critério para o cenário 1 e as tabelas 4.8 e 4.9 apresentam os limites de preferência estrita e os limites de indiferença, respectivamente.

Da mesma forma que para os métodos anteriores, priorizou-se para este caso os Custos Monetários como principal critério a ser considerado devido as características do cenário.

Tabela 4.7: Tabela dos pesos w_i iniciais para o cenário 1

Electre III - Cenário 1	
Crítérios	Pesos w_i
Custo Monetário Médio	0,51
Custo de Falha Médio	0,12
Número de Manobras	0,19
Taxa de Inefectibilidade	0,15
Sensibilidade dos Custos	0,04

Tabela 4.8: Tabela dos limites normalizados de preferência estrita p_i para o cenário 1

Electre III - Cenário 1	
Crítério	Limite de Preferência Estrita
Custo Monetário Médio	0,18
Custo de Falha Médio	0,71
Número de Manobras	0,5
Taxa de Inefectibilidade	0,64
Sensibilidade dos Custos	0,64

Tabela 4.9: Tabela dos limites normalizados de indiferença q_i para o cenário 1

Electre III - Cenário 1	
Critérios	Limites de Indiferença
Custo Monetário Médio	0,04
Custo de Falha Médio	0,18
Número de Manobras	0,17
Taxa de Ineficiência	0,16
Sensibilidade dos Custos	0,16

4.4.3.2 Parâmetros para Cenário 2

A tabela 4.10 apresenta os pesos associados a cada critério para o cenário 1 e as tabelas 4.11 e 4.12 apresentam os limites de preferência estrita e os limites de indiferença, respectivamente.

Conforme já apresentado acima na discussão dos outros métodos, o cenário 2 trata-se de um cenário intermediário, onde as preocupações com os custos de falhas e taxa de ineficiência são maiores do que no cenário 1. Sendo assim, neste caso, somados os pesos do custo de falha, taxa de ineficiência e sensibilidade dos custos representam 81% dos pesos.

4.4.3.3 Parâmetros para Cenário 3

A tabela 4.13 apresenta os pesos associados a cada critério para o cenário 1 e as tabelas 4.14 e 4.15 apresentam os limites de preferência estrita e os limites de indiferença, respectivamente.

Tabela 4.10: Tabela dos pesos w_i iniciais para o cenário 2

Electre III - Cenário 2	
Crítérios	Pesos w_i
Custo Monetário Médio	0,14
Custo de Falha Médio	0,46
Número de Manobras	0,05
Taxa de Inefectibilidade	0,17
Sensibilidade dos Custos	0,18

Tabela 4.11: Tabela dos limites normalizados de preferência estrita p_i para o cenário

2

Electre III - Cenário 2	
Crítério	Limite de Preferência Estrita
Custo Monetário Médio	0,29
Custo de Falha Médio	0,47
Número de Manobras	0,42
Taxa de Inefectibilidade	0,29
Sensibilidade dos Custos	0,49

Tabela 4.12: Tabela dos limites normalizados de indiferença q_i para o cenário 2

Electre III - Cenário 2	
Critérios	Limites de Indiferença
Custo Monetário Médio	0,07
Custo de Falha Médio	0,12
Número de Manobras	0,17
Taxa de Inefectividade	0,07
Sensibilidade dos Custos	0,12

Tabela 4.13: Tabela dos pesos w_i iniciais para o cenário 3

Electre III - Cenário 3	
Critérios	Pesos w_i
Custo Monetário Médio	0,025
Custo de Falha Médio	0,25
Número de Manobras	0,045
Taxa de Inefectividade	0,64
Sensibilidade dos Custos	0,04

Tabela 4.14: Tabela dos limites normalizados de preferência estrita p_i para o cenário

3

Electre III - Cenário 3	
Critério	Limite de Preferência Estrita
Custo Monetário Médio	0,33
Custo de Falha Médio	0,41
Número de Manobras	0,5
Taxa de Ineficiência	0,34
Sensibilidade dos Custos	0,47

Por último, para o cenário 3, conforme já discutido anteriormente, temos condições menos favoráveis, pois trata-se de um cenário com maiores taxas de falhas e elevação de carga nos consumidores. Desta forma, os custos de falhas e a taxa de ineficiência representam 89% dos pesos para este cenário.

4.4.3.4 Variação dos Parâmetros

Para a avaliação do impacto da variação dos parâmetros na resposta do método, foram perturbados os pesos w_i , mantendo-se os limites de preferência estrita e de indiferença estabelecidos para cada cenário. Ao todo foram realizadas 21 perturbações nos vetores dos pesos w_i associados aos critérios para cada cenário.

Tabela 4.15: Tabela dos limites normalizados de indiferença q_i para o cenário 3

Electre III - Cenário 3	
Critérios	Limites de Indiferença
Custo Monetário Médio	0,08
Custo de Falha Médio	0,08
Número de Manobras	0,17
Taxa de Inefectibilidade	0,09
Sensibilidade dos Custos	0,12

4.5 Considerações

Neste capítulo foi apresentada a metodologia proposta para a reconfiguração sazonal de RDEE, assim como a RDEE utilizada, os parâmetros dos métodos de tomada de decisão para cada cenário e as formas de avaliação dos mesmos.

Também são mostrados neste capítulo os critérios que serão avaliados pelos MTD, bem como a análise de sensibilidade da RDEE realizada através de simulação de Monte Carlo a partir da perturbação das soluções do conjunto Pareto-ótimo.

Capítulo 5

Simulações Computacionais

Este capítulo apresenta os resultados das simulações computacionais, as análises da sensibilidade dos métodos de tomada de decisão, assim como as conclusões para cada cenário e as considerações gerais.

5.1 Simulações Cenário 1

A Tabela 5.1 ¹ mostra a aproximação do conjunto Pareto-ótimo obtido a partir da reconfiguração da instância da rede para o cenário 1. Também são apresentados nesta tabela os resultados da simulação de monte Carlo, a saber, a taxa de inefetividade e a sensibilidade dos custos.

Nas seções seguintes serão apresentados os resultados dos decisores sobre esta solução, bem como a análise de *robustez* dos decisores.

¹Para os três cenários, os critérios foram normalizados levando-se em consideração os máximos valores de cada um, ou seja, dividiu-se os valores de cada coluna pelo maior valor desta.

Tabela 5.1: Tabela contendo as soluções Pareto-ótimas normalizadas e a análise de sensibilidade da rede para o cenário 1

Soluções do Pareto				Análise de Sensibilidade	
N° da Solução	Custo Monetário Médio	Custo de Falha Médio	N° de Manobras	Taxa de Infactibilidade	Sensibilidade dos Custos
1	0,35	0,59	0,67	0,43	0,38
2	0,34	0,68	0,67	0,47	0,44
3	0,33	0,84	0,17	0,49	0,5
4	0,39	0,5	0,83	0,45	0,36
5	0,32	0,82	0,5	0,44	0,45
6	0,36	0,56	0,67	0,41	0,38
7	1	0,26	0,67	1	0,71
8	0,36	0,76	0,33	0,36	0,55
9	0,42	1	0	0,45	0,79
10	0,38	0,52	1	0,49	0,38
11	0,33	0,82	0,33	0,49	0,47
12	0,34	0,66	0,83	0,4	0,43
13	0,88	0,32	0,67	0,44	0,76
14	0,31	0,91	0,33	0,47	0,5
15	0,37	0,57	0,33	0,42	0,4
16	0,35	0,63	0,83	0,44	0,42
17	0,39	0,5	0,67	0,47	0,38
18	0,94	0,33	0,5	0,51	0,83
19	0,32	0,84	0,67	0,42	0,45
20	0,34	0,63	0,83	0,41	0,42
21	0,35	0,56	0,83	0,46	0,37
22	0,36	0,55	0,5	0,41	0,38
23	0,88	0,44	1	0,44	1
24	0,31	0,9	0,5	0,42	0,49

5.1.1 Decisão utilizando o método de inferência Fuzzy

É apresentado na Figura 5.1 as notas atribuídas para as soluções pelo decisor fuzzy, lembrando que este é o gráfico médio para as 21 execuções com a perturbação das funções de pertinência das entradas.

Observamos que a solução preferida foi a solução número 3, o que está coerente

com as informações utilizadas para a construção de decisor, pois esta é uma das soluções com menor custo monetário e menor número de manobras(v. tab. 5.1). Sendo este um dos critérios priorizados na base de regras, conforme pode ser visto no algoritmo 1, a primeira regra diz que: *Se o Custo Monetário é Pequeno E o Número de Manobras é Pequeno ENTÃO a rede é Extremamente Recomendada* .

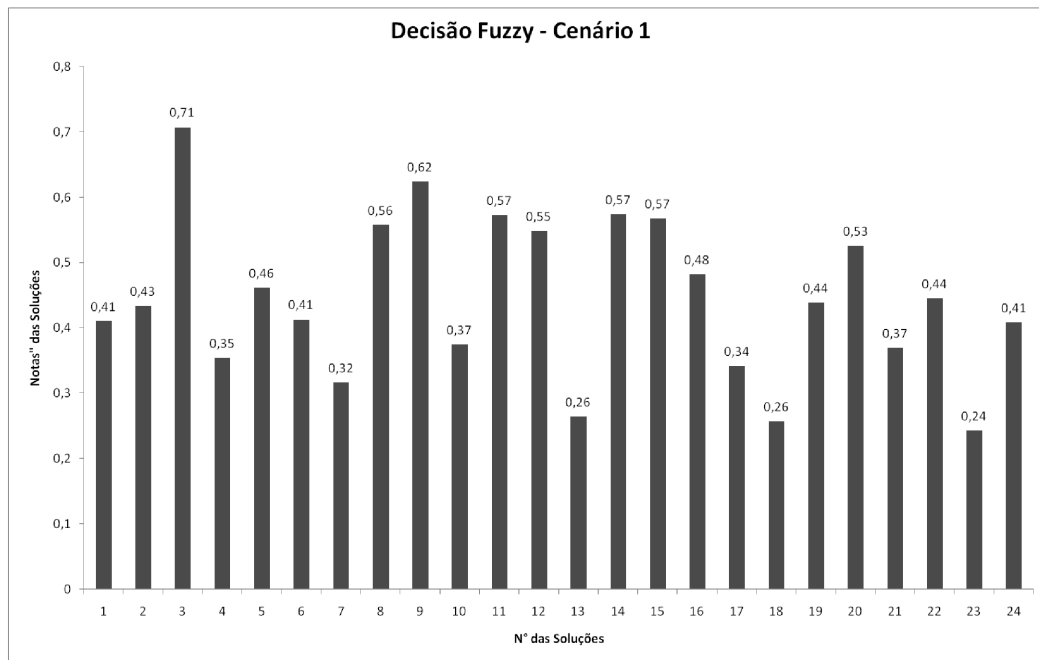


Figura 5.1: Classificação Média das Soluções pelo Decisor Fuzzy para Cenário 1

5.1.1.1 Avaliação do MTD - Fuzzy

a Tabela 5.2 apresenta os resultados da análise de robustez para este cenário. Podemos observar que apesar da solução escolhida no caso médio satisfazer as condições fornecidas para o método, esta solução foi escolhida pelo método em apenas 52,38% das simulações e as 3 melhores soluções se repetiram em apenas 33,33%.

Tabela 5.2: Tabela contendo a análise de *Robustez* do Decisor Fuzzy para o cenário 1

Análise da Robustez do Decisor Fuzzy - Cenário 1	
Índices	Resultado
% de vezes que a melhor foi escolhida	52,38%
% de vezes que as 3 melhores foram escolhidas	33,33%
% de vezes que pior solução foi classificada	57%
% de vezes que as 3 piores foram classificadas	30,16%
Índice global de mudanças de Ordem em %	15,48%

Outro importante ponto a salientar, foi que apenas em 15,48% dos casos a ordem se manteve, um resultado que demonstrou que para este cenário, com a preferência modelada pela base de regras utilizada o decisor não se mostrou *robusto*.

5.1.2 Decisão utilizando AHP

A Figura 5.2 apresenta a classificação das soluções pelo AHP no caso médio das 21 execuções com a variação dos parâmetros.

Conforme pode ser visto na figura, a solução 15 foi a solução preferida. Sendo que outras soluções receberam classificação próxima, como a solução 22 (0,4 contra 0,42 da solução 15).

Da mesma forma que para o decisor fuzzy, os custos monetários também receberam uma avaliação de importância relativa maior, e a escolha da solução 15 está de acordo a preferência modelada nas matrizes de comparações.

Outro ponto importante a ressaltar é que a solução 15 apresenta o custo monetário 10,3% maior do que a solução 3 (escolhida pelo decisor fuzzy), porém apresenta um custo de falhas 32,4% menor. Este resultado se deve ao método realizar a comparação entre todas alternativas através da matriz de comparação das alternativas, o que neste caso gerou um resultado extremamente satisfatório, pois foi escolhida uma solução com um baixo custo monetário, baixo número de manobras e um bom custo de falhas.

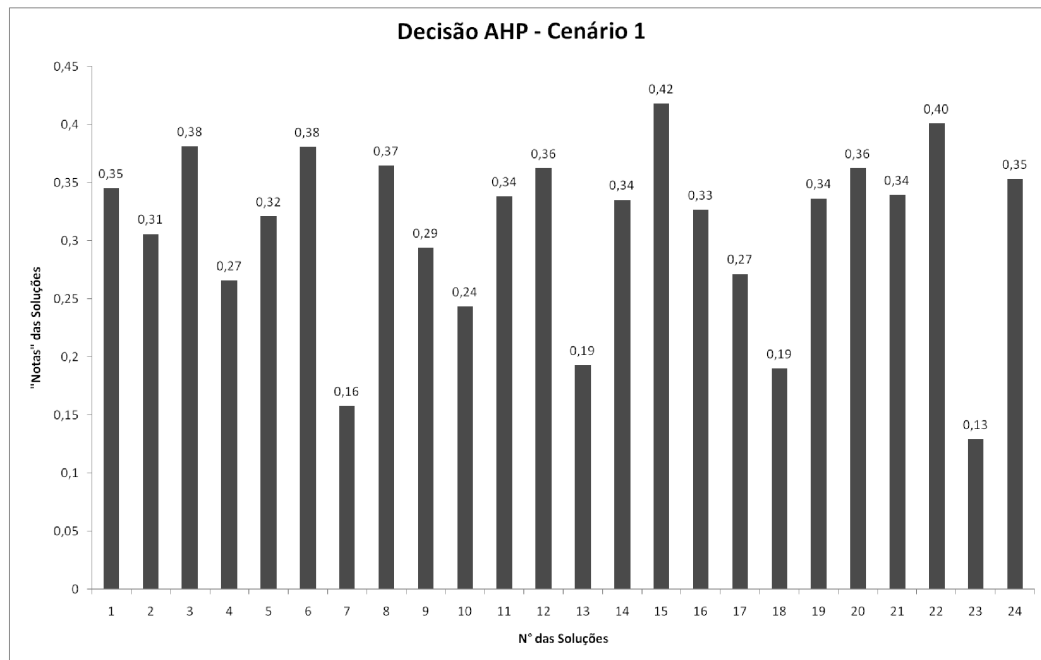


Figura 5.2: Classificação Média das Soluções pelo método AHP para Cenário 1

5.1.2.1 Avaliação do MTD - AHP

A Tabela 5.3 apresenta os índices de *robustez* para o método AHP para este cenário, podemos observar que em aproximadamente 95% dos casos, apesar da perturbação dos parâmetros o AHP foi capaz de classificar a solução 15 como preferida.

Tabela 5.3: Tabela contendo a análise de *Robustez* do Decisor AHP para o cenário 1

Análise da Robustez do Decisor AHP - Cenário 1	
Índices	Resultado
% de vezes que a melhor foi escolhida	94,74%
% de vezes que as 3 melhores foram escolhidas	63,16%
% de vezes que pior solução foi classificada	100%
% de vezes que as 3 piores foram classificadas	84,21%
Índice global de mudanças de Ordem em %	40,13%

Entretanto, apenas 40,13% das soluções mantiveram a ordem, o que ainda superam os 15% do decisor Fuzzy. Vale lembrar que em 100% dos casos a pior solução foi classificada desta forma e em 63,16% dos casos o grupo das três melhores soluções permaneceram nestas posições.

5.1.3 Decisão utilizando Electre III

A Tabela 5.4 apresenta a classificação média após as 21 execuções com a variação dos parâmetros (pesos w_i).

Para este caso o Electre classificou as alternativas em 7 classes, sendo que a classe dominante contém apenas uma alternativa, a solução 3. Neste sentido o Electre manteve a coerência com a preferência modelada, pois esta solução, conforme já comentado, possui um dos menores custos monetários, e este foi o critério com maior peso w .

Tabela 5.4: Classificação Média das Soluções pelo método Electre III para Cenário 1

Classificação Média das Soluções Electre III - Cenário 1	
Classes das Alternativas	Soluções
1	S3
2	S8;S11;S14
3	S5;S15;S24
4	S1;S2;S6;S9;S19;S22
5	S4;S17
6	S10;S12;S16;S20;S21
7	S23;S7;S13;S18

Analisando a segunda classe das alternativas, composta pelas soluções 8,11 e 14 evidenciamos que para este cenário com as condições estabelecidas o método se mostrou coerente.

Como pode ser visto na tabela 5.1 as três soluções apresentam características próximas.

5.1.3.1 Avaliação do MTD - Electre III

É apresentado na tabela 5.5 as medidas de *robustez* para este caso, podemos observar que em 71% dos casos o método foi capaz de incluir a solução preferida no caso médio entre as soluções da primeira classe. Outro importante resultado foi que em 68% dos casos o método manteve as soluções das três primeiras classes.

Tabela 5.5: Tabela contendo a análise de *Robustez* do Decisor Electre III para o cenário 1

Análise da Robustez do Decisor Electre III - Cenário 1	
Índices	Resultado
% de vezes que a melhor foi escolhida	71%
% de vezes que as 3 melhores foram escolhidas	68%
% de vezes que pior solução foi classificada	86%
% de vezes que as 3 piores foram classificadas	79%
Índice global de mudanças de Ordem em %	69%

Outro resultado relevante apresentado neste caso é o índice de mudanças de ordem, que dado as variações dos pesos, o método manteve 69% das soluções nas classes correspondentes ao caso médio.

5.1.4 Conclusão Cenário

Apesar de os decisores Electre e Fuzzy selecionarem a solução 3 como preferida para este cenário, a avaliação realizada na seção 5.1.2 demonstrou que a solução 15, escolhida pelo AHP, apresenta um balanço melhor entre os critérios se comparadas as duas, pois apresenta um custo monetário 10,3% maior com um custo de falhas 32,4% menor. Ainda apresenta uma sensibilidade dos custos 20% menor e 4 alterações de chaves, contra 2 da solução 3.

O estudo deste cenário atendeu as expectativas da proposta inicial, foi realizada a

reconfiguração ótima da rede, modelada a preferência baseada na sazonalidade para este caso e finalmente chegamos a uma solução que atende as condições estabelecidas.

5.2 Simulações Cenário 2

A Tabela 5.6 mostra a aproximação do conjunto Pareto-ótimo obtido a partir da reconfiguração da instância da rede para o cenário 2. Também são apresentados nesta tabela os resultados da simulação de monte Carlo, a saber, a taxa de infactibilidade e a sensibilidade dos custos.

Nas seções seguintes serão apresentados os resultados dos decisores sobre esta solução, bem como a análise de *robustez* dos decisores.

5.2.1 Decisão utilizando o método de inferência Fuzzy

É apresentado na Figura 5.3 as notas obtidas pelas soluções na média das execuções após as perturbações. Este cenário trata-se do cenário intermediário entre o cenário de maior criticidade(cenário 3) e o cenário de condições mais favoráveis. Logo, sua regras de decisão precisam realizar uma ponderação mais equilibrada entre os critérios.

Pode-se observar na figura, que a solução 11 foi a preferida neste caso, e apesar de que neste caso o decisor apresentou diversas soluções com notas próximas, isto deve-se a ponderação realizada na base de regras.

Este trata-se do cenário de maior complexidade para a definição da preferência, pois necessitamos que as ponderações do decisor humano sejam bem representadas pelo método de decisão. E neste caso, devido a sua principal característica de modelagem da incerteza, não possibilita fortes amarras.

Tabela 5.6: Tabela contendo as soluções Pareto-ótimas e a análise de sensibilidade da rede para o cenário 2

Soluções do Pareto				Análise de Sensibilidade	
N° da Solução	Custo Monetário Médio	Custo de Falha Médio	N° de Manobras	Taxa de Inafectabilidade	Sensibilidade dos Custos
1	0,87	0,59	1	0,86	0,54
2	0,76	0,98	0,17	0,93	0,73
3	0,76	0,7	1	0,98	0,53
4	0,73	0,86	0,5	0,9	0,59
5	0,78	0,74	0,67	0,88	0,6
6	0,74	0,86	0,67	0,81	0,63
7	0,87	0,58	0,83	0,93	0,53
8	0,76	0,69	0,83	0,71	0,53
9	0,81	0,82	0,33	0,89	0,69
10	0,7	1	0,33	0,97	0,65
11	0,7	0,92	0,5	0,98	0,61
12	0,83	0,74	0,33	0,8	0,63
13	0,74	0,86	0,33	0,88	0,6
14	0,94	0,5	0,83	0,93	0,57
15	0,81	0,63	0,67	0,84	0,54
16	1	0,85	0,17	0,87	0,95
17	0,9	0,57	0,83	0,93	0,52
18	0,95	0,98	0	0,89	1
19	0,82	0,61	0,67	0,83	0,52
20	0,89	0,58	0,67	0,82	0,55
21	0,78	0,68	1	0,92	0,51
22	0,74	0,85	0,5	0,82	0,62
23	0,77	0,68	0,83	0,85	0,53
24	0,8	0,63	0,83	0,84	0,52
25	0,93	0,5	0,67	0,93	0,57
26	0,82	0,62	0,5	0,75	0,53
27	0,95	0,96	0,17	0,73	0,96
28	0,93	0,51	0,83	1	0,58

No cenário anterior e no próximo, temos condições nas bases de regras mais fortes, neste sentido este resultado está de acordo com a base utiliza.

A solução 11 é uma solução que apresenta um baixo custo monetário, um bom

número de manobras, porém apresenta um custo de falhas mais elevado. Comparada com a solução 8 por exemplo, escolhida pelo AHP, ela apresenta um custo monetário 8% menor, apresenta 6 manobras de chaves contra 10 da solução 8, porém possui um custo de falhas 33% superior.

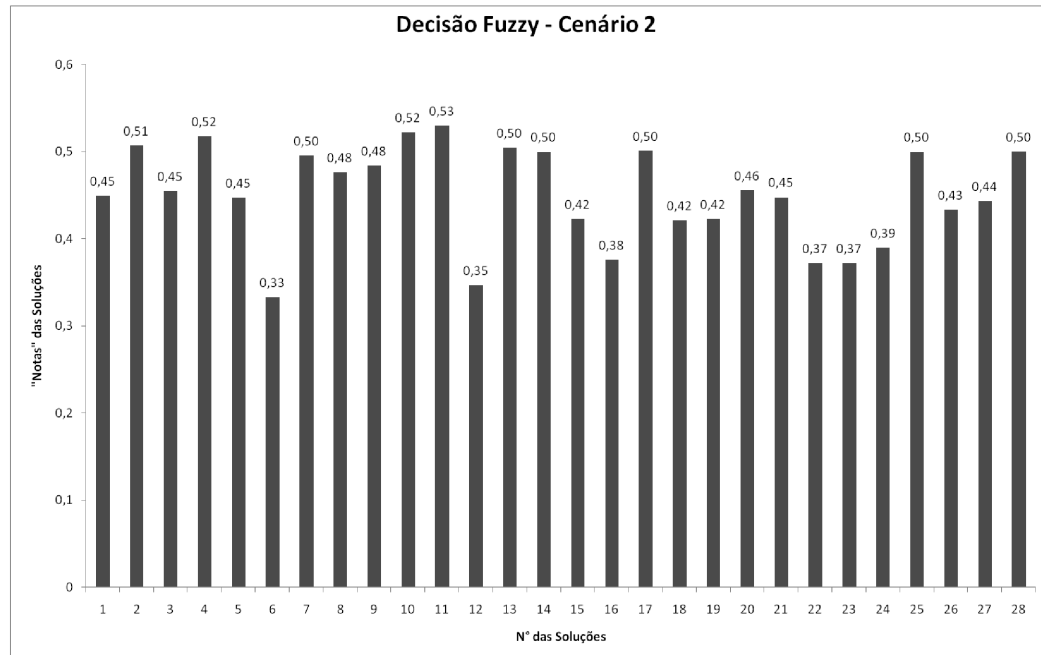


Figura 5.3: Classificação Média das Soluções pelo Decisor Fuzzy para Cenário 2

5.2.1.1 Avaliação do MTD - Fuzzy

São apresentadas na tabela 5.10 as medidas de *robustez* a variação dos parâmetros, no caso das funções de pertinência das entradas, para o decisor fuzzy implementado para este cenário sazonal sob a base de regras da tabela 2.

Em geral, este decisor apresentou muitas alterações de ordem, pois apenas em 13,51% dos casos são mantidas a ordem das alternativa. Apenas em 37,62% das

situações de perturbação a solução escolhida se manteve igual a solução da média.

Estes resultados estão relacionados a esta instância do decisor baseado no modelo de inferência fuzzy, pois as formas das funções de pertinência e o conjunto de regras influenciam o comportamento do decisor.

Tabela 5.7: Tabela contendo a análise de *Robustez* do Decisor Fuzzy para o cenário 2

Análise da Robustez do Decisor Fuzzy - Cenário 2	
Índices	Resultado
% de vezes que a melhor foi escolhida	37,62%
% de vezes que as 3 melhores foram escolhidas	45,56%
% de vezes que pior solução foi classificada	38,10%
% de vezes que as 3 piores foram classificadas	36,03%
Índice global de mudanças de Ordem em %	13,51%

5.2.2 Decisão utilizando AHP

A Figura 5.4 mostra o gráfico médio das soluções classificadas pelo AHP após a perturbação dos parâmetros. Foi escolhida a solução 8 neste caso.

Esta solução atende o proposto nas matrizes de comparação, pois apresenta tanto um custo monetário quanto o custo de falhas mais baixo (aprox. 20% e 30% abaixo da rede antes da reconfiguração, respectivamente).

Novamente, o método conseguiu realizar o *balanço* entre as soluções de acordo

com o modelado nas matrizes de comparação.

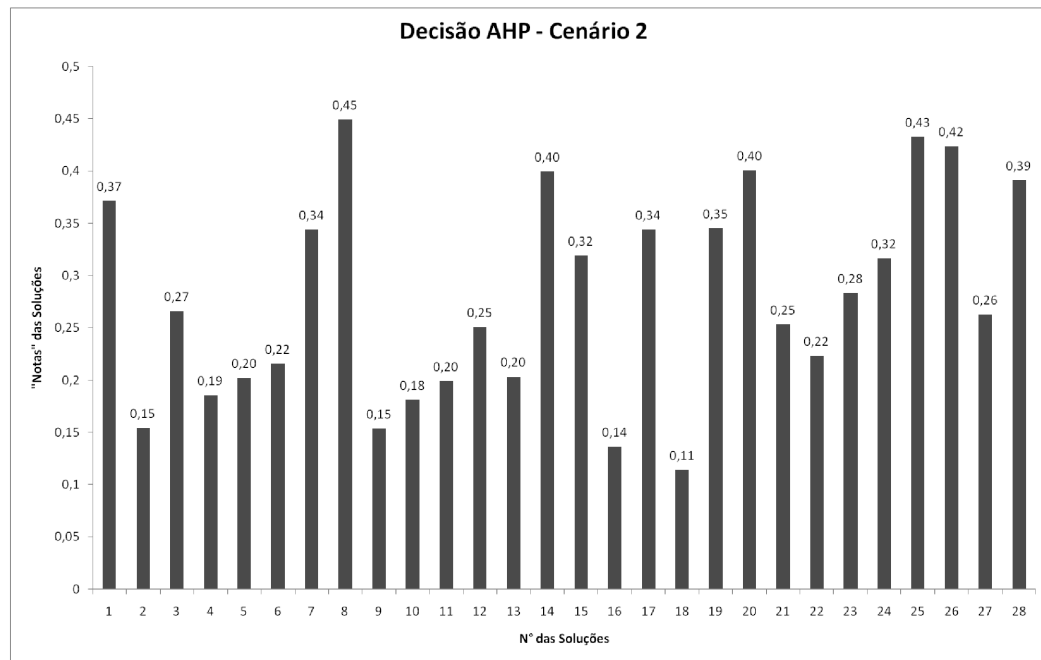


Figura 5.4: Classificação Média das Soluções pelo método AHP para Cenário 2

5.2.2.1 Avaliação do MTD - AHP

Os índices de *robustez* do método AHP são apresentados na tabela 5.8. Para este cenário a solução preferida na média foi escolhida em aproximadamente 67% dos casos, um índice menor do que para o cenário anterior. Porém, como já comentado, a complexidade da decisão neste caso é maior, sendo o decisor modelado com algumas importâncias relativas mais *fracas*

De forma geral, este resultado é satisfatório, pois o decisor foi capaz de manter a ordem em 61,9% dos casos apesar das perturbações em seus parâmetros.

Tabela 5.8: Tabela contendo a análise de *Robustez* do Decisor AHP para o cenário 2

Análise da Robustez do Decisor AHP - Cenário 2	
Índices	Resultado
% de vezes que a melhor foi escolhida	66,67%
% de vezes que as 3 melhores foram escolhidas	53,97%
% de vezes que pior solução foi classificada	100%
% de vezes que as 3 piores foram classificadas	82,54%
Índice global de mudanças de Ordem em %	61,9%

5.2.3 Decisão utilizando Electre III

É apresentado na tabela 5.9 a classificação realizada pelo Electre, que neste caso classificou as soluções em 9 classes de alternativas equivalentes entre si dentro de cada classe.

Na classe dominante temos três soluções: 8,14 e 26. Sendo que a solução 8 foi a mesma escolhida pelo método AHP. A solução 11 classificada pelo método Fuzzy(solução 11) está na quinta classe.

As outras duas soluções da classe dominante apresentam características próximas a preferida pelo método anterior. Tem-se nas soluções 14 e 26 custos monetários um pouco maiores, porém apresentam um custo de falhas consideravelmente menor (aproximadamente. 28% e 11% menores). O número de manobras da solução 8 é o mesmo para a solução 14, entretanto a solução 8 apresenta taxa de ineficiência e sensibilidade aos custos menores.

Tabela 5.9: Classificação Média das Soluções pelo método Electre III para Cenário 2

Classificação Média das Soluções Electre III - Cenário 2	
Classes das Alternativas	Soluções
1	S8;S14;S26
2	S7;S15;S19;S25
3	S1;S12;S17;S20;S21;S23;S24
4	S5;S13;S28
5	S3;S9;S10;S11;S22
6	S6;S16
7	S4;S18
8	S27
9	S2

5.2.3.1 Avaliação do MTD - Electre III

A Tabela 5.8 apresenta os índices de *robustez* para o Electre aplicado ao cenário 2.

Após a variação dos parâmetros, obtivemos que em 57,14% dos casos a solução preferida se mantém na primeira classe. Também é verificado que em 76,53% das variações as soluções se mantém nas mesmas cases, isto é, temos a ordem mantida.

São bons os resultados apresentados aqui, lembrando que a comparação com os outros métodos não é direta, devido a inúmeras diferenças de filosofias entre os métodos.

Tabela 5.10: Tabela contendo a análise de *Robustez* do Decisor Electre III para o cenário 2

Análise da Robustez do Decisor Electre III - Cenário 2	
Índices	Resultado
% de vezes que a melhor foi escolhida	57,14%
% de vezes que as 3 melhores foram escolhidas	82,54%
% de vezes que pior solução foi classificada	61,90%
% de vezes que as 3 piores foram classificadas	92,06%
Índice global de mudanças de Ordem em %	76,53%

5.2.4 Conclusão Cenário

Este é o cenário de maior complexidade para a modelagem da preferência, é um cenário onde o decisor humano precisa se esforçar para transmitir aos parâmetros do método de tomada de decisão suas preferências.

A solução 8 foi encontrada por dois dos três métodos estudados, sendo que o Electre classificou outras duas boas soluções como equivalentes a solução 8. Estas alternativas na avaliação do AHP também estão extremamente próximas a solução escolhida. De certa forma, em casos práticos estas soluções necessitariam de uma verificação das facilidades de implementação de cada uma, tais como a presença de chaves acionadas remotamente ou não, existência de cargas críticas que não podem ser desconectadas, dentre outras.

5.3 Simulações Cenário 3

A Tabela 5.11 mostra a aproximação do conjunto Pareto-ótimo obtido a partir da reconfiguração da instância da rede para o cenário 3. Também são apresentados nesta tabela os resultados da simulação de monte Carlo, a saber, a taxa de inafectibilidade e a sensibilidade dos custos.

Nas seções seguintes serão apresentados os resultados dos decisores sobre esta solução, bem como a análise de *robustez* dos decisores.

5.3.1 Decisão utilizando o método de inferência Fuzzy

É apresentado na Figura 5.5 o gráfico médio contendo as avaliações das alternativas pelo decisor fuzzy.

Conforme pode ser visto na figura, a solução 16 foi a escolhida por este decisor. Esta solução é uma das soluções de menor Custo de Falhas, o que está totalmente de acordo com a preferência modelada para este cenário. Lembrando que o cenário 3 trata-se do caso onde temos a maior taxa de falha média dos cabos e o maior aumento de cargas, pois este representa a sazonalidade de um período de altas temperaturas ambientes e chuvas torrenciais com riscos de descargas atmosféricas.

Enfim, é o nosso pior caso para a RDEE, desta forma em todos os métodos de tomada de decisão, inclusive neste, os critérios de custos de falhas e a taxa de inafectibilidade foram priorizados.

Tabela 5.11: Tabela contendo as soluções Pareto-ótimas e a análise de sensibilidade da rede para o cenário 3

Soluções do Pareto				Análise de Sensibilidade	
N° da Solução	Custo Monetário Médio	Custo de Falha Médio	N° de Manobras	Taxa de Infactibilidade	Sensibilidade dos Custos
1	0,78	0,85	0,5	0,78	0,73
2	0,67	0,9	0,67	0,68	0,59
3	0,67	0,9	0,83	0,72	0,6
4	0,75	0,75	0,67	0,79	0,6
5	0,66	1	0,67	0,66	0,67
6	0,78	0,63	0,83	0,89	0,54
7	0,68	0,93	0,5	0,78	0,65
8	0,89	0,51	0,67	0,72	0,57
9	0,78	0,64	0,67	0,82	0,53
10	0,73	0,75	0,83	0,72	0,58
11	0,78	0,82	0,33	1	0,69
12	0,84	0,6	0,83	0,78	0,56
13	0,85	0,6	1	0,71	0,57
14	0,85	0,6	0,83	0,78	0,56
15	0,85	0,59	0,67	0,88	0,54
16	0,85	0,59	1	0,69	0,57
17	0,7	0,87	0,5	0,68	0,59
18	0,71	0,87	0,33	0,7	0,62
19	0,96	0,86	0,17	0,79	0,96
20	0,72	0,99	0,17	0,67	0,74
21	0,74	0,69	0,83	0,79	0,54
22	0,79	0,62	0,67	0,78	0,55
23	0,7	0,87	0,67	0,67	0,6
24	0,89	0,52	0,83	0,74	0,57
25	0,91	0,97	0,17	0,75	0,97
26	0,91	0,99	0	0,81	1
27	0,78	0,63	0,5	0,83	0,53
28	1	0,46	0,83	0,72	0,57

5.3.1.1 Avaliação do MTD - Fuzzy

É apresentado na tabela 5.12 os índices de *robustez* para o decisor fuzzy aplicado a este cenário. Apesar de a solução escolhida ter se repetido em aproximadamente 67%

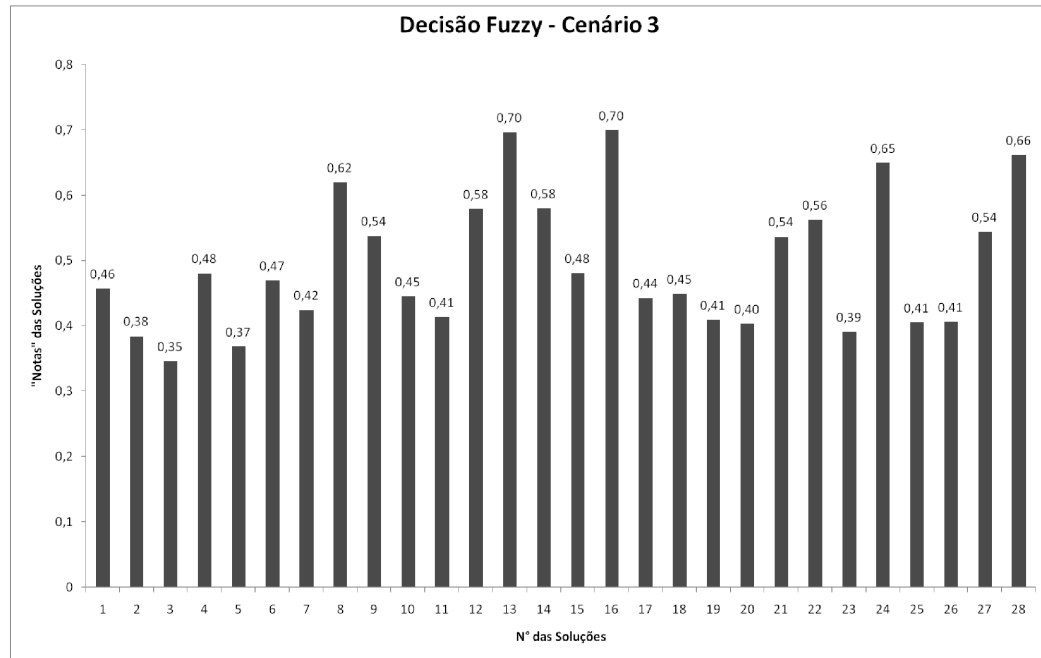


Figura 5.5: Classificação Média das Soluções pelo Decisor Fuzzy para Cenário 3

dos casos, em apenas 15,14% dos casos a ordem foi preservada.

Este é um resultado que demonstra a grande sensibilidade aos parâmetros apresentada pelo método de tomada de decisão baseado no modelo de inferência fuzzy construído para a ser utilizado como decisor. Isto deve em parte, conforme já comentado, a sua estrutura de modelagem da preferência através de conjuntos de regras. Modelagem esta que é ao mesmo tempo uma das vantagens do método, pois não exige que o decisor forneça pesos exatos para os critérios.

5.3.2 Decisão utilizando AHP

Conforme mostrado na Figura 5.6, temos o gráfico médio das soluções após as variações dos parâmetros.

Para este cenário, e de acordo com as matrizes de comparações estabelecidas, foi

Tabela 5.12: Tabela contendo a análise de *Robustez* do Decisor Fuzzy para o cenário

3

Análise da Robustez do Decisor Fuzzy - Cenário 3	
Índices	Resultado
% de vezes que a melhor foi escolhida	66,67%
% de vezes que as 3 melhores foram escolhidas	65,08%
% de vezes que pior solução foi classificada	10%
% de vezes que as 3 piores foram classificadas	7,94%
Índice global de mudanças de Ordem em %	15,14%

escolhida a solução 16, pois trata-se de uma das soluções com menor custo de falhas.

Outras soluções também apresentam classificações próximas a da alternativa 16, sendo elas: solução 17, 2, 16, 8 dentre outras.(inclusive as soluções, 8 e 28 presentes na solução final do método.

5.3.2.1 Avaliação do MTD - AHP

A tabela 5.13 apresenta os índices de *robustez* do método para este caso. Podemos observar que neste cenário obtivemos 100% de aderência a escolha da melhor solução para o caso médio. E o decisor manteve as ordens das soluções em 92,35% dos casos de perturbação.

A partir destes resultados, fica evidente que a complexidade para a decisão neste cenário foi inferior ao cenário 2, pois neste caso temos uma priorização forte dos

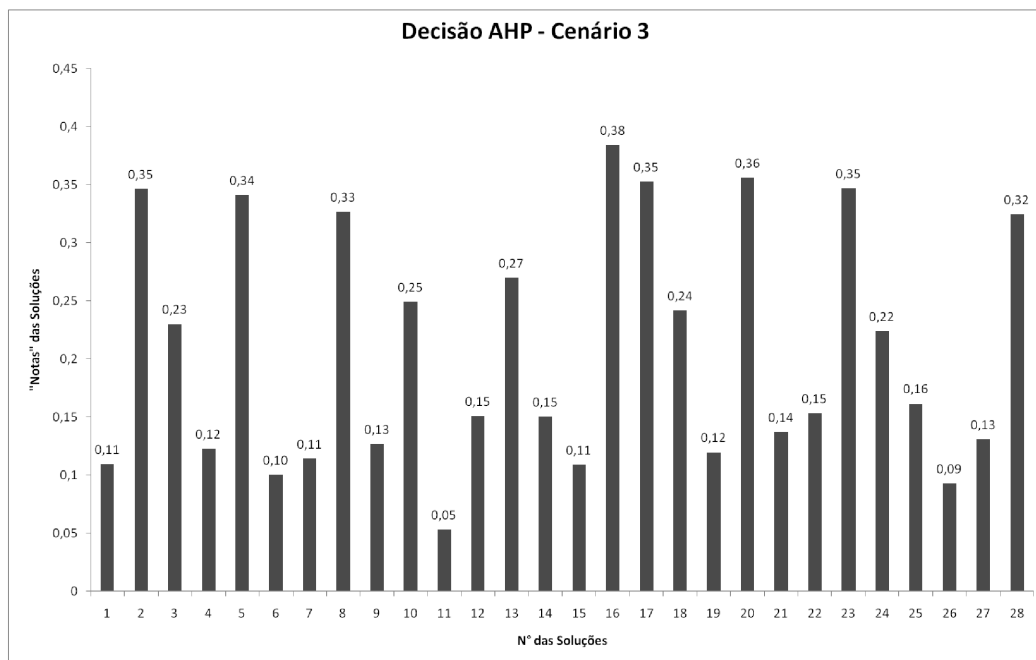


Figura 5.6: Classificação Média das Soluções pelo método AHP para Cenário 3

critérios custo de falhas e taxa de ineficiência, facilitando a escolha do decisor.

Tabela 5.13: Tabela contendo a análise de *Robustez* do Decisor AHP para o cenário

3

Análise da Robustez do Decisor AHP - Cenário 3	
Índices	Resultado
% de vezes que a melhor foi escolhida	100%
% de vezes que as 3 melhores foram escolhidas	100%
% de vezes que pior solução foi classificada	100%
% de vezes que as 3 piores foram classificadas	95,24%
Índice global de mudanças de Ordem em %	92,35%

5.3.3 Decisão utilizando Electre III

Por fim, são apresentados na tabela 5.14 a classificação realizada pelo métodos Electre. Para este cenário o Electre separou as soluções em 8 classes distintas, sendo que a classe dominante possui três soluções: solução 8, 16 e 28.

Todas as soluções realmente apresentam características muito próximas(v. tabela 5.11, enquanto a solução 28 possui o menor custo de falhas, a solução 16 apresenta um custo monetário mais baixo com uma taxa de inefetividade ligeiramente menor. Em contrapartida, a solução 8 é a que realiza dentre as três a reconfiguração com o menor número de chaves, mantendo os custos em valores intermediários entre as outras duas soluções.

5.3.3.1 Avaliação do MTD - Electre III

É apresentado na Tabela 5.15 os índices de *robustez* do método Electre. Da mesma forma que o método anterior, para este cenário o método se apresentou *robusto*. Pois em 76,19% dos casos foram escolhidas o mesmo grupo de soluções na classe dominante e em 83,19% dos casos a ordem das soluções foi mantida.

Vale ressaltar que a complexidade da decisão neste caso foi inferior ao cenário 2, até mesmo pela característica das alternativas. Neste cenário, por exemplo, a variação dos custos de falha foi de aproximadamente 120% entre as soluções de maior e menor custo de falhas.

Tabela 5.14: Classificação Média das Soluções pelo método Electre III para Cenário 3

Classificação Média das Soluções Electre III - Cenário 3	
Classes das Alternativas	Soluções
1	S8;S16;S28
2	S9;S13;S14;S24
3	S4;S5;S10;S12;S15;S22;S23;S27
4	S1;S2;S3;S6;S17;S21
5	S7;S18;S20
6	S19
7	S11;S25
8	S26

5.3.4 Conclusão Cenário

Foram satisfatórios os resultados encontrados para este cenário, a modelagem da preferência se mostrou coerente entre os métodos de tomada de decisão, pois os três métodos realizaram classificações muito próximas.

As três soluções apresentadas pelo Electre são boas soluções para este caso, que necessitariam de informações adicionais, ou a aplicação de outro método em uma *Busca Local* para selecionar uma dentre as três pertencentes a classe dominante.

Neste sentido, a resposta dos decisores AHP e Fuzzy já se apresentaram de forma direta, indicando a solução 16 como preferida.

Tabela 5.15: Tabela contendo a análise de *Robustez* do Decisor Electre III para o cenário 3

Análise da Robustez do Decisor Electre III - Cenário 3	
Índices	Resultado
% de vezes que a melhor foi escolhida	76,19%
% de vezes que as 3 melhores foram escolhidas	85,71%
% de vezes que pior solução foi classificada	57,14%
% de vezes que as 3 piores foram classificadas	71,43%
Índice global de mudanças de Ordem em %	83,16%

5.4 Considerações

Neste Capítulo foram apresentados os resultados para os três métodos de tomada de decisão (MTD) estudados neste trabalho. Conforme apresentado na seção 4.3 um dos objetivos deste texto é avaliar os métodos quanto ao **esforço para interpretação dos parâmetros, esforço para a modelagem da preferência e a robustez do método de decisão**. Neste sentido segue abaixo:

- **Esforço para interpretação dos parâmetros.**

Foram avaliados três métodos bem distintos neste sentido, o MTD baseado no modelo de inferência Fuzzy apresenta funções de pertinências que têm seus valores *traduzidos* para variáveis linguísticas: *Pequeno, Médio, Grande, Fracamente Recomendada, Recomendada e Extremamente Recomendada*. Neste sentido, o esforço para interpretação dos parâmetros é minimizada.

O Processo de Análise Hierárquica(AHP) apresenta uma escala definida, apesar de limitada, onde são fornecidos significados para cada grau de importância da escala, de maneira que fica fácil para o decisor humano ter o entendimento de cada parâmetro inserido nas matrizes de comparações.

Outro ponto extremamente importante é a hierarquização, pois este processo facilita muito para o decisor humano no entendimento de suas comparações.

Por último, temos o Electre, que em relação aos outros dois métodos avaliados é o que apresenta maior complexidade para o entendimento de seus parâmetros. Porém, após a familiarização do decisor humano com sua metodologia, este fato não se torna um impeditivo neste sentido.

- **Esforço para a modelagem da preferência.**

Esta avaliação na verdade é sequência da anterior. O MTD Fuzzy, devido a utilização de termos linguísticos, não necessita de grande esforço do decisor para que sejam modeladas as suas preferências. Porém, conforme será visto no tópico abaixo, nem sempre a modelagem realizada reflete inteiramente a preferência do decisor humano. Fato este, que pode influenciar nos resultados esperados.

O AHP, ao contrário do MTD Fuzzy, exige bastante do decisor humano, pois além de indicar suas preferências entre todos os critérios e todas as alternativas de forma hierarquizada, solicita que este decisor forneça também os graus de importância relativa entre cada par de critérios e cada par de alternativas, constituindo assim em grande esforço para o decisor humano.

Em contrapartida, o AHP fornece como resultado a ordenação das alternativas,

que para os casos estudados neste trabalho, apresentou ótimos resultados na seleção das redes.

Por último, temos o Electre, que exige quatro vetores de parâmetros (w_i, p_i, q_i e v_i), que são os pesos associados a cada critério e os limites de preferência estrita, indiferença e veto, sendo que este último não foi utilizado neste trabalho.

Desta maneira, o decisor humano, além de fornecer o quanto prefere um critério em relação a outro, necessita também de raciocinar os limites que separam *o quanto uma alternativa é tão boa quanto outra*, em resumo. E isto pode dificultar um pouco a análise inicial caso o decisor não conheça muito bem o seu problema.

- **Robustez do método de decisão.**

Este foi um item amplamente abordado neste capítulo, e como pode ser visto, a *robustez* não depende somente da metodologia, e sim conjunto completo formado pela filosofia da metodologia, as preferências indicadas pelo decisor humano e a complexidade do problema em questão.

Neste caso, ficou claro durante as avaliações que o cenário 2 foi o que mais exigiu dos MTD e do decisor humano na modelagem da preferência.

Logo, para o problema abordado neste texto, com as condições estabelecidas pelos cenários de sazonalidade e os critérios adotados obtivemos as seguintes conclusões:

- O MTD Fuzzy foi o que apresentou a menor *robustez* dos três MTD estudados.

- O MTD AHP foi o que chegou a resultados mais *robustos*, conforme já abordado, em parte devido a exaustiva modelagem da preferência entre os critérios e alternativas.
- O MTD Electre apresentou razoável *robustez*, porém este não forneceu uma única alternativa como preferida em todos cenários, conforme o que já era esperado pelo método.

Importante ressaltar, que a escolha de um método de decisão, em si só já é um complexo problema de decisão[21], pois ela depende das características do problema, dos interesses do decisor e do seu conhecimento sobre o problema a ser abordado.

Capítulo 6

Conclusão

Foi apresentada neste trabalho uma metodologia para Reconfiguração Sazonal de Redes de Distribuição de Energia Elétrica, bem como o estudo de três Métodos de Tomada de Decisão aplicados a fim de se escolher a melhor rede a ser implementada pela Concessionária de acordo com cada cenário sazonal.

Discutiu-se sobre as motivações dos problemas de decisão, suas características, interdisciplinaridades e relações com natureza humana. Foram abordados temas como a racionalidade e modelagem da preferência humana.

Os MTD estudados foram:

- Decisor baseado no modelo de inferência Fuzzy
- Método da Escola Francesa ELECTRE III
- Método AHP - Processo de Análise Hierárquica

Estes métodos apresentam características muito particulares, o primeiro utiliza-se de variáveis linguísticas associadas a um conjunto de regras lógicas, estas por sua

vez são construídas a partir dos operadores *Se ... Então*, *e* e *ou*. Sendo a preferência modelada através da interação entre base de regras e funções de pertinência (tradução dos termos linguísticos).

O segundo é um método baseado no conceito de sobreclassificação, porém sua relação de classificação é nebulosa, inserindo o conceito de *índice de credibilidade*. Após realizar a comparação de cada par de alternativas, segundo cada critério, calcula-se a *credibilidade* da afirmativa de que *uma alternativa é pelo menos tão boa quanto a outra*.

De posse destes índices e dos limites de preferência estrita, indiferença e dos pesos dos critérios, as soluções são organizadas em classes e ordenadas.

Por último, temos o AHP que requer a hierarquização dos critérios e a elaboração de matrizes de comparações entre os critérios, e entre as alternativas. De forma que, para a elaboração das matrizes o Decisor humano deverá fornecer os graus de *importância relativa* entre pares de alternativas ou critérios (Em uma escala de um a nove, sugerida por Saaty).

A comparação entre os métodos foi realizada através da aplicação em três cenários de sazonalidade. Estes cenários foram modelados baseando-se em dados de carga do ONS (Operador Nacional do Sistema Elétrico), tendo-se como referência a região Sudeste do Brasil.

Apresentou-se as análises sob as seguintes figuras de mérito: *esforço para interpretação dos parâmetros*, *esforço para a modelagem da preferência* e *robustez do método de decisão*

Desta maneira, seguem abaixo algumas conclusões:

- **Esforço para interpretação dos parâmetros:** Conforme já discutido no capítulo 5, o MTD AHP fornece uma escala definida, onde são fornecidos significados para cada grau de importância, facilitando o entendimento do Decisor humano em relação aos parâmetros inseridos nas matrizes.

Adicionalmente, a hierarquização facilita as comparações, evitando-se que sejam comparados critérios extremamente distintos de forma direta. Sendo assim, para os casos estudados neste trabalho, em relação a este requisito o AHP se mostrou mais adequado.

- **Esforço para a modelagem da preferência:** para este requisito, conforme discutido nas considerações do capítulo 5, o MTD baseado no modelo de inferência Fuzzy, devido a utilização de termos linguísticos e operadores lógicos *Se ... Então*, é o que demanda menor esforço do decisor humano para a modelagem da preferência.

- **Robustez do método de decisão:** a *robustez* do decisor não depende somente da metodologia. Ela pode ser influenciada pelas preferências modeladas, pela complexidade do problema e pela filosofia do método em questão, desta forma, seguem abaixo as conclusões para este requisito:

- O MTD Fuzzy foi o que apresentou a menor *robustez* dos três MTD estudados.
- O MTD AHP foi o que chegou a resultados mais *robustos*, devido a exaustiva modelagem da preferência entre os critérios e alternativas.
- O MTD Electre apresentou razoável *robustez*, porém este não forneceu uma

única alternativa como preferida em todos cenários, conforme esperado pelo método.

Portanto, para os casos estudados neste trabalho, o MTD AHP se mostrou mais adequado. Contudo, em aplicações com uma quantidade muito superior de critérios e/ou alternativas a etapa de modelagem da preferência pode pesar na escolha do método.

Vale lembra, conforme já mencionado, que para a escolha de um método de decisão é importante que sejam levados em consideração o conhecimento anterior em relação ao problema, as características do problema e os interesses do decisor.

Este trabalho está organizado de forma que cada capítulo possui uma seção de considerações, sendo que o conjunto destas considerações pode ser considerado um complemento para esta seção.

Referências Bibliográficas

- [1] Agência Nacional de Energia Elétrica. *Resolução 395 de 15 de dezembro de 2009*.
- [2] R. B. Electre iii: un algorithme de classements fondé sur représentation floue des préférences en présence de critères multiples. *Cahiers du CERO*, 20:2–24, 1978.
- [3] E. Carrano, L. Soares, R. Takahashi, R. Saldanha, and O. Neto. Electric distribution network multiobjective design using a problem-specific genetic algorithm. *Power Delivery, IEEE Transactions on*, 21(2):995 – 1005, april 2006.
- [4] E. G. Carrano. *Algoritmos Evolucionários Eficientes para Otimização de Redes*. PhD thesis, PPGEE-UFMG, agosto 2007.
- [5] Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos (INPE). Estações do ano, Último acesso em 09/05/2012. <http://clima1.cptec.inpe.br/estacoes/>.
- [6] E. L. de Almeida Pimentel. O conceito de racionalidade e os paradoxos da teoria da decisao ? a proposta de robert nozick para o dilema do prisioneiro. Master’s thesis, FAFICH-UFMG, junho 2005.
- [7] F. R. de Oliveira. Rede neural difusa com t-normas diferenciáveis e interativas. Master’s thesis, (DCT-UFMS, novembro 2006).

- [8] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE TRANSACTIONS ON EVOLUTIONARY COMPUTATION*, 6(2):182 – 197, APRIL 2002.
- [9] C. Gellings. *The smart grid: enabling energy efficiency and demand response*. Fairmont Press, 2009.
- [10] F. Gomide, R. Gudwin, and R. Tanscheit. Conceitos fundamentais da teoria de conjuntos fuzzy, lógica fuzzy e aplicações. São Paulo, Brasil, 1995. 6o IFSA.
- [11] Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Atlas nacional do brasil, Último acesso em 09/05/2012 2010. ftp://geoftp.ibge.gov.br/atlas/atlas_nacional_do_brasil_2010/4_redes_geograficas/atlas_nacional_do_brasil_2010_pagina_288_evolucao_da_distribuicao_de_energia_eletrica.pdf.
- [12] M. A. S. Jardim. Reconfiguração de redes de distribuição de energia elétrica usando algoritmo genético multiobjetivo. Master’s thesis, PPGEE-UFMG, março 2011.
- [13] E. M. Jyh-Shing Roger Jang, Chuen-Tsai Sun. *Neuro-Fuzzy and Soft Computation: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence*. Prentice-Hall, Inc., 1997.
- [14] E. Mamdani. Application of fuzzy algorithms for control of simple dynamic plant. *IEEE (Control and Science)*, .121(12):1585–1588, 1974.

- [15] S. OLIVEIRA. *Sistemas Inteligentes - Fundamentos e Aplicações*. Editora Manole Ltda, 2003.
- [16] Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS). Boletim de carga anual, Último acesso em 09/05/2012 2011. http://www.ons.org.br/download/analise_carga_demanda/Boletim_Carga_2011.pdf.
- [17] Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS). Boletim de carga mensal - março2011, Último acesso em 09/05/2012 2011. http://www.ons.org.br/analise_carga_demanda/arquivos/Boletim%20Mensal%20-%20Mar%202011.pdf.
- [18] Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS). Boletim de carga mensal - março2012, Último acesso em 09/05/2012 2012. http://www.ons.org.br/download/analise_carga_demanda/Boletim%20Mensal-mar2012.pdf.
- [19] Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS). Carga de energia - evolução mensal, Último acesso em 10/05/2012 2012. http://www.ons.org.br/sala_imprensa/energia/carga_propria.aspx.
- [20] Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS). Mapa da rede de operação: Áreas de controle da transmissão (região sudeste), Último acesso em 29/05/2012 2012. http://www.ons.org.br/download/mapas_rede_operacao/s_se_co/DU-CT.SE.01A_R57.pdf.
- [21] R. O. Parreiras. Algoritmos evolucionários e técnicas de tomada de decisão em análise multicritério. Master's thesis, PPGEE-UFMG, 2006.

- [22] F. P. Ramsey. Truth and probability (1926). *Philosophical Papers - Cambridge University Press*, pages 52–109, 1990.
- [23] T. L. Saaty. Axiomatic foundation of the analytic hierarchy process. *Management Science*, 32:841–855, 1986.
- [24] T. L. Saaty. How to make a decision: The analytic hierarchy process. *European Journal of Operational Research*, 48:9–26, 1990.
- [25] C. J. Silva. Algoritmo de evolução diferencial discreta aplicado a reconfiguração de redes de distribuição de energia elétrica. Master’s thesis, PPGEE-UFMG, outubro 2011.
- [26] V. L. S. Silva, E. F. Wanner, S. A. A. G. Cerqueira, and R. H. C. Takahashi. A new performance metric for multiobjective optimization: The integrate sphere counting. IEEE Congress on Evolutionary Computation, 2007.
- [27] N. Srinivas and K. Deb. Multiobjective function optimization using nondominated sorting genetic algorithms. *Evol. Comput*, 2(3):221–248, Fall 1995.
- [28] U.S. Energy Department, <http://www.oe.energy.gov/SmartGridIntroduction.htm>. *The SMART GRID: an Introduction*, 2008.
- [29] J. O. S. P. V. L. Coelho, A. Raizer. Analysis of the lightning performance of overhead distribution lines. *IEEE Transactionson Power Delivery*, 25(3):1706–1712, 2010.

- [30] X. Yu. Interplay of smart grids and intelligent systems and control. *Proceedings of the 2011 International Conference on Power Engineering, Energy and Electrical Drives*, 2011.
- [31] L. A. Zadeh. Fuzzy sets. *Information and Control*, 8:338–353, 1965.