

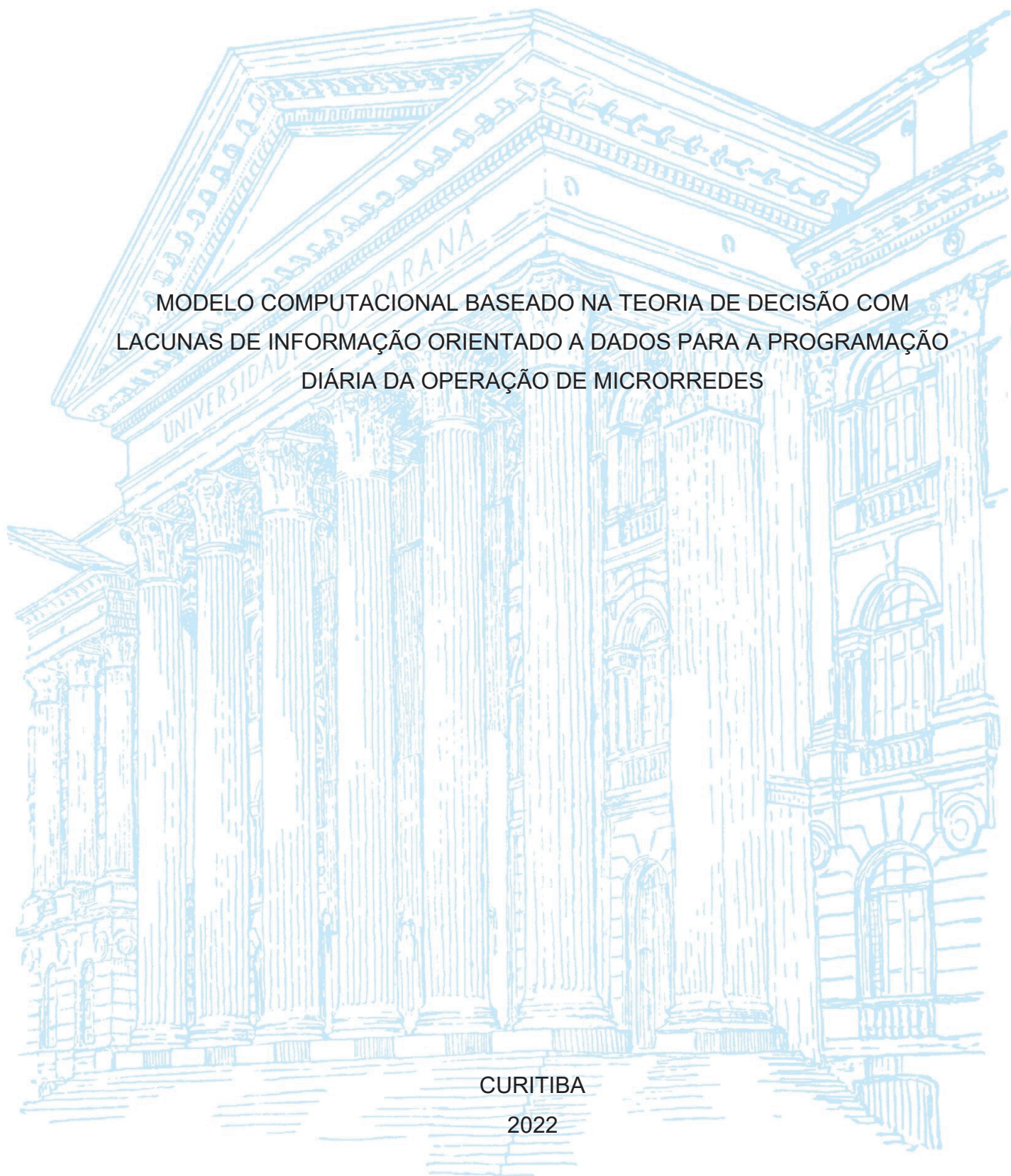
UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

CYNTIA CRISTINNE CORRÊA BAIA DE AQUINO

MODELO COMPUTACIONAL BASEADO NA TEORIA DE DECISÃO COM
LACUNAS DE INFORMAÇÃO ORIENTADO A DADOS PARA A PROGRAMAÇÃO
DIÁRIA DA OPERAÇÃO DE MICRORREDES

CURITIBA

2022



CYNTIA CRISTINNE CORRÊA BAIA DE AQUINO

MODELO COMPUTACIONAL BASEADO NA TEORIA DE DECISÃO COM
LACUNAS DE INFORMAÇÃO ORIENTADO A DADOS PARA A PROGRAMAÇÃO
DIÁRIA DA OPERAÇÃO DE MICRORREDES

Dissertação apresentada ao curso de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Área de Concentração Sistemas de Energia, Setor de Tecnologia, Universidade Federal do Paraná, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Dr. Clodomiro Unsihuay-Vila

CURITIBA

2022

A657m

Aquino, Cyntia Cristinne Corrêa Baia de

Modelo computacional baseado na teoria de decisão com lacunas de informação orientado a dados para a programação diária da operação de microrredes [recurso eletrônico] / Cyntia Cristinne Corrêa Baia de Aquino - Curitiba, 2022.

Dissertação (mestrado) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Elétrica, Setor de Tecnologia, Universidade Federal do Paraná.

Orientador: Prof. Dr. Clodomiro Unsihuay-Vila

1. Redes inteligentes de energia. 2. Energia elétrica - Distribuição. 3. Modelos. I. Universidade Federal do Paraná. II. Unsihuay-Vila, Clodomiro. III. Título.

CDD 621.3191



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
SETOR DE TECNOLOGIA
UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO ENGENHARIA
ELÉTRICA - 40001016043P4

TERMO DE APROVAÇÃO

Os membros da Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação ENGENHARIA ELÉTRICA da Universidade Federal do Paraná foram convocados para realizar a arguição da dissertação de Mestrado de CYNTHIA CRISTINNE CORRÊA BAIJA DE AQUINO intitulada: **MODELO COMPUTACIONAL BASEADO NA TEORIA DE DECISÃO COM LACUNAS DE INFORMAÇÃO ORIENTADO A DADOS PARA A PROGRAMAÇÃO DIÁRIA DA OPERAÇÃO DE MICRORREDES**, sob orientação do Prof. Dr. CLODOMIRO UNSIHUAY-VILA, que após terem inquirido a aluna e realizada a avaliação do trabalho, são de parecer pela sua **APROVAÇÃO** no rito de defesa.

A outorga do título de mestra está sujeita à homologação pelo colegiado, ao atendimento de todas as indicações e correções solicitadas pela banca e ao pleno atendimento das demandas regimentais do Programa de Pós-Graduação.

CURITIBA, 22 de Fevereiro de 2022.

Assinatura Eletrônica
22/02/2022 16:30:03.0
CLODOMIRO UNSIHUAY-VILA
Presidente da Banca Examinadora

Assinatura Eletrônica
22/02/2022 17:53:23.0
ALEXANDRE RASI AOKI
Avaliador Interno (UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ)

Assinatura Eletrônica
22/02/2022 16:21:13.0
JOSUÉ CAMPOS DO PRADO
Avaliador Externo (WASHINGTON STATE UNIVERSITY (USA))

Assinatura Eletrônica
22/02/2022 16:48:22.0
ELIZETE MARIA LOURENÇO
Avaliador Interno (UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ)

RESUMO

Os sistemas de distribuição de energia elétrica vêm se modernizando cada vez mais, através da inserção dos recursos energéticos distribuídos (REDs), os quais incluem a geração distribuída, sistemas de armazenamento de energia, veículos elétricos, resposta da demanda, entre outros e também tornam possível a formação de microrredes. Entretanto, ao considerar a inserção de tais recursos nos sistemas de distribuição, novos desafios vêm à tona, por conta da natureza incerta relacionada à geração distribuída com fontes renováveis variáveis (FRVs) e à demanda, por exemplo. Estas incertezas impactam diretamente no problema do planejamento da operação, que visa, como outros objetivos, a minimização dos custos operacionais. Ao inserir as incertezas na modelagem do problema, é possível investigar seu impacto sobre os custos diretamente. Dadas as circunstâncias mencionadas, neste trabalho é desenvolvido um modelo computacional baseado na teoria de decisão com lacunas de informação (TDLI) (do inglês, *information gap decision theory - IGDT*) orientada a dados para a programação da operação diária de microrredes considerando incertezas relacionadas à geração fotovoltaica e à demanda. O modelo da programação diária da operação de microrredes considera sistemas de armazenamento (baterias), resposta da demanda, geração térmica e um modelo de fluxo de potência CA linearizado. Além disso, a abordagem orientada a dados proposta é incluída com o intuito de reduzir o aspecto conservador do modelo TDLI robusto e o aspecto otimista não realista do modelo TDLI através da função de oportunidade. Para este fim, dados reais de 14 anos discretizados em base horária foram utilizados. O modelo é resolvido por: um pré-processamento orientado a dados para se definir os limites das variáveis de incerteza, uma primeira etapa que é o modelo determinístico, a fim de se obter o menor custo de operação com dados previstos, e a etapa que considera as incertezas através do TDLI. Para validação da metodologia proposta, quatro microrredes teste foram utilizadas, considerando diferentes arranjos, como sistemas de 6 a 18 barras, além da alocação de geração fotovoltaica e baterias em diferentes pontos. As análises de risco mostram que quanto maior o nível de robustez das variáveis incertas, maior o custo de operação. Entretanto, com a implementação do pré-processamento, foi possível encontrar um ponto de saturação das variáveis incertas, e consequentemente, um limite para o aumento ou redução de custos, dependendo da estratégia TDLI adotada. Os resultados mostram a efetividade e utilidade do modelo proposto, pois foi demonstrado para os casos apresentados que o maior nível de incerteza utilizando a função de robustez que a geração fotovoltaica atingiu foi de 93,2%, o que quer dizer que o pior cenário seria uma redução deste valor de geração. Já para a demanda, o máximo nível de incerteza encontrado foi de 26,97%, ou um aumento máximo para a demanda. Similarmente, para a função de oportunidade, os maiores níveis dos parâmetros de incerteza da geração fotovoltaica e da demanda foram respectivamente de 79,41% e 37,94%.

Palavras-chave: Microrredes. Programação da Operação. Recursos Energéticos Distribuídos. Teoria de Decisão com Lacunas de Informação. Incertezas.

ABSTRACT

Electric power distribution systems have been increasingly modernized by the distributed energy resources (DERs) insertion, such as distributed generation, energy storage systems, electric vehicles, demand response, and others. These resources make it possible for the formation of microgrids. However, when considering the inclusion of such resources in distribution systems, new challenges arise, due to the uncertain nature related to distributed generation with variable renewable sources and load demand, for example. These uncertainties have a direct impact on the operation planning problem, which aims to minimize operating costs, along with other objectives. By inserting uncertainties into the problem modeling, it is possible to investigate their impact on costs, directly. Given the preceding circumstances, this work develops a data-driven computational model based on information gap decision theory for programming the day-ahead operation of microgrids considering uncertainties related to photovoltaic generation and load demand. The day-ahead operation planning model of microgrid considers storage systems (batteries), demand response, thermal generation, and a linearized AC power flow model. Furthermore, the proposed data-driven approach is included to reduce the conservativeness of the robust IGDT model and the unrealistic optimistic aspect of the IGDT model through the opportunity function. For this purpose, existing data from 14 years, discretized on an hourly basis, were used. The model is solved with three different stages: a data-driven pre-processing to define the upper or lower bounds of the uncertainty variables, a first step to obtain the lowest cost of operation with predicted data, which is the deterministic model, and the step that considers uncertainties through IGDT. To validate the proposed methodology, four test microgrids were used, considering different arrangements, such as systems with 6 to 18 buses, in addition to the allocation of photovoltaic generation and batteries at different points. Risk analyzes show that the higher the level of robustness of the uncertain variables, the higher the cost of operation. However, with the pre-processing implementation, it was possible to find a saturation point for the uncertain variables and, consequently, a limit for the increase or reduction of costs, depending on the IGDT strategy adopted. The results show the effectiveness and applicability of the proposed model, as it was shown for the presented cases that the highest level of uncertainty using the robustness function that the photovoltaic generation reached was 93.2%, which means that the worst scenario would be a reduction in the average generation value. As for load demand, the maximum level of uncertainty found was 26.97%, or a maximum increase for load demand. Similarly, for the opportunity function, the highest uncertainty parameters levels for photovoltaic generation and demand were 79.41% and 37.94%, respectively.

Keywords: Microgrids. Operation Scheduling. Distributed Energy Resources. Information-Gap Decision Theory. Uncertainty.

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 – ESQUEMA DE PREPARAÇÃO PARA O PORTFÓLIO BIBLIOGRÁFICO	23
FIGURA 2 – FLUXOGRAMA DA METODOLOGIA DESENVOLVIDA	39
FIGURA 3 – FLUXOGRAMA DO MÉTODO AUGMECON PARA PROBLEMAS MULTIOBJETIVO.....	44
FIGURA 4 – FLUXOGRAMA DAS TÉCNICAS UTILIZADAS EM ORDEM DE APRESENTAÇÃO DO CAPÍTULO.	48
FIGURA 5 – FLUXOGRAMA DO MODELO TDLI ORIENTADO A DADOS PROPOSTO.....	80
FIGURA 6 – CONFIGURAÇÃO DA MICRORREDE 1	83
FIGURA 7 – CONFIGURAÇÃO DA MICRORREDE 2	84
FIGURA 8 – CONFIGURAÇÃO DA MICRORREDE 3	86
FIGURA 9 – CONFIGURAÇÃO DA MICRORREDE 4	87
FIGURA 10 – CENÁRIOS DE GERAÇÃO FOTOVOLTAICA ENCONTRADOS PELO DATA-DRIVEN PARA A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ	92
FIGURA 11 – CENÁRIOS DE DEMANDA ENCONTRADOS PELO DATA-DRIVEN PARA A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ	92
FIGURA 12 – CENÁRIOS DE GERAÇÃO FOTOVOLTAICA ENCONTRADOS PELO DATA-DRIVEN PARA A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE	93
FIGURA 13 – CENÁRIOS DE DEMANDA ENCONTRADOS PELO DATA-DRIVEN PARA A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE	94
FIGURA 14 – DESPACHO DAS MICRORREDES NO VERÃO PARA O CASO DETERMINÍSTICO	95
FIGURA 15 - DESPACHO DAS MICRORREDES NO OUTONO PARA O CASO DETERMINÍSTICO	96
FIGURA 16 - DESPACHO DAS MICRORREDES 1 E 2 NO INVERNO PARA O CASO DETERMINÍSTICO	97
FIGURA 17 - DESPACHO DAS MICRORREDES 1 E 2 NA PRIMAVERA PARA O CASO DETERMINÍSTICO	98
FIGURA 18 – CURVAS DE PARETO E SOLUÇÕES ESCOLHIDAS REFERENTES À MICRORREDE 1 PARA A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ.....	100

FIGURA 19 – CURVAS DE PARETO E SOLUÇÕES ESCOLHIDAS REFERENTES À MICRORREDE 1 PARA A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE.	101
FIGURA 20 – NÍVEIS DE ROBUSTEZ/OPORTUNIDADE DAS VARIÁVEIS INCERTAS PARA O CASO VERÃO DA MG1	102
FIGURA 21– NÍVEIS DE ROBUSTEZ/OPORTUNIDADE DAS VARIÁVEIS INCERTAS PARA O CASO OUTONO DA MG1	103
FIGURA 22– NÍVEIS DE ROBUSTEZ/OPORTUNIDADE DAS VARIÁVEIS INCERTAS PARA O CASO INVERNO DA MG1	103
FIGURA 23– NÍVEIS DE ROBUSTEZ/OPORTUNIDADE DAS VARIÁVEIS INCERTAS PARA O CASO PRIMAVERA DA MG1.....	104
FIGURA 24 – DESPACHOS NA MG1 PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO VERÃO UTILIZANDO A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE	107
FIGURA 25 – DESPACHOS NA MG1 PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO VERÃO UTILIZANDO A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ	108
FIGURA 26 – NÍVEIS DE ROBUSTEZ/OPORTUNIDADE DAS VARIÁVEIS INCERTAS PARA O CASO VERÃO	109
FIGURA 27– NÍVEIS DE ROBUSTEZ/OPORTUNIDADE DAS VARIÁVEIS INCERTAS PARA O CASO OUTONO.....	110
FIGURA 28– NÍVEIS DE ROBUSTEZ/OPORTUNIDADE DAS VARIÁVEIS INCERTAS PARA O CASO INVERNO	110
FIGURA 29– NÍVEIS DE ROBUSTEZ/OPORTUNIDADE DAS VARIÁVEIS INCERTAS PARA O CASO PRIMAVERA	111
FIGURA 30 – DESPACHOS PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO VERÃO DA MG2 UTILIZANDO A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE	113
FIGURA 31 – DESPACHOS PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO VERÃO DA MG2 UTILIZANDO A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ.....	114
FIGURA 32 – NÍVEIS DE ROBUSTEZ/OPORTUNIDADE DAS VARIÁVEIS INCERTAS PARA O CASO VERÃO DA MG3	115
FIGURA 33– NÍVEIS DE ROBUSTEZ/OPORTUNIDADE DAS VARIÁVEIS INCERTAS PARA O CASO OUTONO DA MG3.....	115
FIGURA 34– NÍVEIS DE ROBUSTEZ/OPORTUNIDADE DAS VARIÁVEIS INCERTAS PARA O CASO INVERNO DA MG1	116

FIGURA 35– NÍVEIS DE ROBUSTEZ/OPORTUNIDADE DAS VARIÁVEIS INCERTAS PARA O CASO PRIMAVERA DA MG1.....	116
FIGURA 36 – DESPACHOS NA MG3 PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO VERÃO UTILIZANDO A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE	118
FIGURA 37 – DESPACHOS NA MG3 PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO VERÃO UTILIZANDO A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ.....	119
FIGURA 38 – NÍVEIS DE ROBUSTEZ/OPORTUNIDADE DAS VARIÁVEIS INCERTAS PARA O CASO VERÃO PARA A MG4	120
FIGURA 39– NÍVEIS DE ROBUSTEZ/OPORTUNIDADE DAS VARIÁVEIS INCERTAS PARA O CASO OUTONO.....	120
FIGURA 40– NÍVEIS DE ROBUSTEZ/OPORTUNIDADE DAS VARIÁVEIS INCERTAS PARA O CASO INVERNO	121
FIGURA 41– NÍVEIS DE ROBUSTEZ/OPORTUNIDADE DAS VARIÁVEIS INCERTAS PARA O CASO PRIMAVERA	121
FIGURA 42 – DESPACHOS PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO VERÃO DA MG4 UTILIZANDO A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE	123
FIGURA 43 – DESPACHOS PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO VERÃO DA MG4 UTILIZANDO A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ.....	124
FIGURA 44 - CURVAS DE PARETO E SOLUÇÕES ESCOLHIDAS REFERENTES À MICRORREDE 2 PARA A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ.....	135
FIGURA 45 - CURVAS DE PARETO E SOLUÇÕES ESCOLHIDAS REFERENTES À MICRORREDE 3 PARA A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ.....	136
FIGURA 46 - CURVAS DE PARETO E SOLUÇÕES ESCOLHIDAS REFERENTES À MICRORREDE 4 PARA A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ.....	137
FIGURA 47 - CURVAS DE PARETO E SOLUÇÕES ESCOLHIDAS REFERENTES À MICRORREDE 2 PARA A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE.....	138
FIGURA 48 - CURVAS DE PARETO E SOLUÇÕES ESCOLHIDAS REFERENTES À MICRORREDE 3 PARA A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE.....	139
FIGURA 49 - CURVAS DE PARETO E SOLUÇÕES ESCOLHIDAS REFERENTES À MICRORREDE 4 PARA A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE.....	140
FIGURA 50 – DESPACHOS NA MG1 PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO OUTONO UTILIZANDO A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE	141

FIGURA 51 – DESPACHOS NA MG1 PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO OUTONO UTILIZANDO A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ....	141
FIGURA 52 – DESPACHOS NA MG1 PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO INVERNO UTILIZANDO A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE	142
FIGURA 53 – DESPACHOS NA MG1 PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO INVERNO UTILIZANDO A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ ...	142
FIGURA 54 – DESPACHOS NA MG1 PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO PRIMAVERA UTILIZANDO A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE	143
FIGURA 55 – DESPACHOS NA MG1 PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO PRIMAVERA UTILIZANDO A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE	143
FIGURA 56 – DESPACHOS PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO OUTONO DA MG2 UTILIZANDO A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE	144
FIGURA 57 – DESPACHOS PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO OUTONO DA MG2 UTILIZANDO A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ.....	144
FIGURA 58 – DESPACHOS PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO INVERNO DA MG2 UTILIZANDO A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE	145
FIGURA 59 – DESPACHOS PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO INVERNO DA MG2 UTILIZANDO A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ.....	145
FIGURA 60 – DESPACHOS PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO PRIMAVERA DA MG2 UTILIZANDO A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE	146
FIGURA 61 – DESPACHOS PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO PRIMAVERA DA MG2 UTILIZANDO A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ .	146
FIGURA 62 – DESPACHOS NA MG3 PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO OUTONO UTILIZANDO A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE	147
FIGURA 63 – DESPACHOS NA MG3 PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO OUTONO UTILIZANDO A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ....	147

FIGURA 64 – DESPACHOS NA MG3 PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO INVERNO UTILIZANDO A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE	148
FIGURA 65 – DESPACHOS NA MG3 PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO INVERNO UTILIZANDO A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ ...	148
FIGURA 66 – DESPACHOS NA MG3 PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO PRIMAVERA UTILIZANDO A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE	149
FIGURA 67 – DESPACHOS NA MG3 PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO PRIMAVERA UTILIZANDO A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ	149
FIGURA 68 – DESPACHOS PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO OUTONO DA MG4 UTILIZANDO A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE	150
FIGURA 69 – DESPACHOS PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO OUTONO DA MG4 UTILIZANDO A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ.....	150
FIGURA 70 – DESPACHOS PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO INVERNO DA MG4 UTILIZANDO A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE	151
FIGURA 71 – DESPACHOS PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO INVERNO DA MG4 UTILIZANDO A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ.....	151
FIGURA 72 – DESPACHOS PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO PRIMAVERA DA MG4 UTILIZANDO FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE	152
FIGURA 73 – DESPACHOS PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO PRIMAVERA DA MG4 UTILIZANDO FUNÇÃO DE ROBUSTEZ.....	152

LISTA DE GRÁFICOS

GRÁFICO 1 - MATRIZ ENERGÉTICA BRASILEIRA	16
GRÁFICO 2 – PERFIL DE CARGA PREVISTA PARA CADA ESTAÇÃO	82
GRÁFICO 3 – PERFIL DE GERAÇÃO FOTOVOLTAICA PREVISTA EM CADA ESTAÇÃO DO ANO	82

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 – EIXOS DE PESQUISA E PALAVRAS-CHAVE.....	21
TABELA 2 – QUADRO COMPARATIVO DOS TRABALHOS APRESENTADOS NA REVISÃO DE LITERATURA.....	33
TABELA 3 – COMPARAÇÃO DAS TÉCNICAS DE MODELAGEM DE INCERTEZAS	35
TABELA 4 – TARIFA DE ENERGIA HORÁRIA.....	81
TABELA 5 – RECURSOS INSTALADOS NA MG1	83
TABELA 6 – DADOS DE LINHA DA MICRORREDE 1	84
TABELA 7 – RECURSOS INSTALADOS NA MG2	85
TABELA 8 – DADOS DE LINHA DA MICRORREDE 2	85
TABELA 9 – RECURSOS INSTALADOS NA MG3	86
TABELA 10 – DADOS DE LINHA DA MICRORREDE 3	86
TABELA 11 – RECURSOS INSTALADOS NA MG4	88
TABELA 12 – DADOS DE LINHA DA MICRORREDE 4	88
TABELA 13 - RESULTADOS DOS CUSTOS TOTAIS DAS MICRORREDES NO CASO DETERMINÍSTICO	94
TABELA 14 – VALORES DO NÍVEL DE ROBUSTEZ PARA CADA ESTAÇÃO E SEU CUSTO OPERACIONAL PARA A MICRORREDE 1	105
TABELA 15 – VALORES DO NÍVEL DE OPORTUNIDADE PARA CADA ESTAÇÃO E SEU CUSTO OPERACIONAL PARA A MICRORREDE 1	106
TABELA 16 – VALORES DO NÍVEL DE ROBUSTEZ PARA CADA ESTAÇÃO E SEU CUSTO OPERACIONAL PARA A MICRORREDE 2	111
TABELA 17 – VALORES DO NÍVEL DE OPORTUNIDADE PARA CADA ESTAÇÃO E SEU CUSTO OPERACIONAL PARA A MICRORREDE 2	112
TABELA 18 – VALORES DO NÍVEL DE ROBUSTEZ PARA CADA ESTAÇÃO E SEU CUSTO OPERACIONAL PARA A MICRORREDE 3	117
TABELA 19 – VALORES DO NÍVEL DE OPORTUNIDADE PARA CADA ESTAÇÃO E SEU CUSTO OPERACIONAL PARA A MICRORREDE 3	117
TABELA 20 – VALORES DO NÍVEL DE ROBUSTEZ PARA CADA ESTAÇÃO E SEU CUSTO OPERACIONAL PARA A MICRORREDE 4	122
TABELA 21 – VALORES DO NÍVEL DE OPORTUNIDADE PARA CADA ESTAÇÃO E SEU CUSTO OPERACIONAL PARA A MICRORREDE 4	122

TABELA 22 - RESULTADOS DOS TEMPOS COMPUTACIONAIS.....	125
TABELA 23 – COMPARAÇÃO DOS PARÂMETROS DE INCERTEZA PARA O CENÁRIO VERÃO DA MICRORREDE 1 UTILIZANDO A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ.....	126
TABELA 24 – COMPARAÇÃO DOS RESULTADOS DE NÍVEIS DE ROBUSTEZ DO MODELO DA TDLI ORIENTADA A DADOS PROPOSTO E A TDLI TRADICIONAL PARA A MICRORREDE 1.....	153
TABELA 25 – COMPARAÇÃO DOS RESULTADOS DE NÍVEIS DE ROBUSTEZ DO MODELO DA TDLI ORIENTADA A DADOS PROPOSTO E A TDLI TRADICIONAL PARA A MICRORREDE 2.....	155

LISTA DE SÍMBOLOS

f	função objetivo do problema de otimização
x	conjunto de variáveis do problema de otimização
$\tilde{\lambda}$	valor previsto das variáveis incertas do problema de otimização
h	conjunto de restrições de igualdade do problema de otimização
g	conjunto de restrições de desigualdades do problema de otimização
U	conjunto de incerteza
α	parâmetro de incerteza que se está avaliando
λ_t	valor real da variável de incerteza durante o período t
γ	desvio aplicado ao resultado da primeira etapa
CB	valor do caso base
p	número de funções objetivo
S	conjunto de soluções ótimas
ε	número relativamente pequeno, normalmente na casa de 10^{-3} a 10^{-6}
s_p	variáveis de folga das restrições associadas às funções objetivo
r_p	<i>ranges</i> para as funções objetivo
e_p	variações paramétricas para encontrar as soluções de Pareto
LB_p	limite inferior da função objetivo p
i_p	contador de iterações da função objetivo p
g_p	número de pontos que se busca encontrar soluções
NC	número de cenários total
c	um dos cenários
w_c	peso considerado na combinação linear
cb_t	custo operacional horário total das baterias da microrrede em R\$ durante um período t para todo o horizonte de planejamento N
cd_t	custo de operação da geração térmica a diesel em R\$ durante o período t do horizonte de planejamento N
$cgrid_t$	custo ou benefício da transação de energia durante um período t com a rede principal de distribuição em R\$
cls_t	custo de corte de carga em R\$
$deg_{t,b}$	degradação percentual de vida útil das baterias no período t em cada barra b que a bateria está alocada

$InvBat_b$ preço de compra da bateria que é instalada na barra b com 100% de vida útil em R\$

C_g custo de operação de cada gerador alocado na barra b

$gd_{b,t}$ potência produzida por cada gerador térmico da barra b durante o período t

Te_t tarifa horária de energia

$ne_{t,b}$ energia comprada ou injetada pela microrrede em cada barra b no período t

$ls_{b,t}$ custos relacionados a carga não atendida, ou corte de carga

$x_{t,b}^c$ variável binária que representa a operação carregando da bateria alocada na barra b durante um período t

$x_{t,b}^d$ variável binária que representa a operação descarregando da bateria alocada na barra b durante um período t

$Amin_b^c$ capacidade mínima de carga para a bateria instalada na barra b durante um período t , em pu médio

$Amax_b^c$ capacidade máxima de descarga para a bateria instalada na barra b durante um período t , em pu médio

$Amin_b^d$ capacidade mínima de carga para a bateria instalada na barra b durante um período t , em pu médio

$Amax_b^d$ capacidade máxima de descarga para a bateria instalada na barra b durante um período t , em pu médio

$a_{t,b}^c$ valor contínuo de carga da bateria instalada na barra b em um período t em pu médio

$a_{t,b}^d$ valor contínuo de descarga da bateria instalada na barra b em um período t em pu médio

$soc_{t,b}$ valor do estado de carga da bateria instalada na barra b no período t em pu.h

$soc_{t-1,b}$.valor do estado de carga da bateria instalada na barra b no período anterior ao analisado

η^c eficiência percentual de carga da bateria

η^d eficiência percentual de descarga da bateria

SOC_b^{min} .capacidade mínima total de armazenamento da bateria instalada na barra b em pu.h

SOC_b^{max} capacidade máxima total de armazenamento da bateria instalada na barra b em pu.h

y^{ON} início do ciclo de carga

y^{OFF} fim do ciclo de carga

z^{ON} início do ciclo de descarga

z^{OFF} fim do ciclo de descarga

$y_{t,b}^{ON}$ variável binária que representa o início do ciclo de carga, quando têm o valor igual a 1, da bateria alocada na barra b em um período t

$y_{t,b}^{OFF}$ variável binária que representa o fim do ciclo de carga, quando têm o valor igual a 1, da bateria alocada na barra b em um período t

$z_{t,b}^{ON}$ variável binária que representa o início do ciclo de descarga, quando têm o valor igual a 1, da bateria alocada na barra b em um período t

$z_{t,b}^{OFF}$ variável binária que representa o fim do ciclo de descarga, quando têm o valor igual a 1, da bateria alocada na barra b em um período t

$dod_{t,b}$ profundidade de descarga da bateria em pu.h

A_f variável linear para o cálculo da degradação

B_f variável constante para o cálculo da degradação

Gd_b^{min} limites mínimos do problema, em pu.h

Gd_b^{max} limites máximos do problema, em pu.h

LF fator de carga

$\widetilde{pd}_{t,b}^{Total}$ demanda total do sistema de cada período t na barra b , em pu

$p_{fl_{t,l}}$ fluxo de potência ativa na linha l no período t em pu médio

$q_{fl_{t,l}}$ fluxo de potência reativa na linha l no período t em pu médio

R_{ij} a resistência de uma linha l que conecta as barras i e j , em pu

X_{ij} a reatância de uma linha l que conecta as barras i e j , em pu

v_{i_t} tensão da barra i em um período t , que estão conectadas à linha l , em pu

v_{j_t} tensão da barra j em um período t , que estão conectadas à linha l , em pu

θ_{i_t} aberturas angulares das barras i , que estão conectadas à linhas l , durante um período t em radianos.

θ_{j_t} aberturas angulares das barras j , que estão conectadas à linhas l , durante um período t em radianos.

$p_{fl_t}^{max}$ capacidade máxima de fluxo de potência ativa de uma linha l , em pu médio

$Q_{fl_l}^{max}$	capacidade máxima de fluxo de potência reativa de uma linha l , em pu médio
$p_{t,b}$	injeções de potência ativa em uma barra b em um período t em pu médio
$q_{t,b}$	injeções de potência reativa em uma barra b em um período t em pu médio
Ωb	conjunto de linhas que estão conectadas à barra b
$\tan(FP)$	fator de proporcionalidade entre a potência ativa e reativa
V_b^{min}	limites mínimos de tensão na barra b em um período t
V_b^{max}	limites máximos de tensão na barra b em um período t
pd_b^{cont}	quantidade de carga controlável total que é alocada em uma barra b ao longo do dia
Dr_b	percentual de carga controlável a ser alocado em uma barra b ao longo do dia
$pd_{t,b}^{cont}$	quantidade de carga controlável a ser alocada na barra b em um período t .
$ac_{t,b}$	percentual de carga controlável a ser alocada na barra b em um período t .
U	conjunto de incertezas
α_{Gpv}	parâmetro de incerteza relacionado à geração fotovoltaica
$\widetilde{gpv}^{av}$	valor previsto de geração fotovoltaica
gpv^{av}	valor incerto de geração fotovoltaica
α_{Pd}	parâmetro de incerteza relacionado à demanda
$\widetilde{pd}_{t,b}^{Total}$	valor previsto de demanda
$pd_{t,b}^{Total}$	valor incerto de geração demanda
N	número de períodos totais do horizonte de planejamento
cb_t	custo operacional horário total das baterias da microrrede em R\$ durante um período t
cd_t	custo de operação da geração térmica a diesel, em R\$, durante o período t
$cgrid_t$	custo ou benefício da transação de energia durante um período t com a rede principal de distribuição, em R\$
cls_t	custo do corte de carga que ocorre na barra b durante um período t , em R\$
γ	desvio crítico definido ao início da segunda etapa
$CustoBase$	custo resultante do modelo determinístico em R\$
$gpv_{t,b}$	geração fotovoltaica utilizada na barra b durante o período t em pu médio
$gpv_{t,b}^{av}$	geração fotovoltaica incerta disponível para a barra b durante o período t em pu médio

$gnu_{t,b}$ geração fotovoltaica não utilizada na barra b durante o período t em pu médio

$pd_{t,b}^{Total}$ demanda total incerta em cada período t na barra b , em pu

$D1$ conjunto de cenários para a geração fotovoltaica

gpv_b^{av} vetor de 24 posições que representa a geração fotovoltaica disponível resultante a cada horário para a barra b

$\overline{Gpv_{b,d1}^{av}}$ vetor de 24 posições que representa a geração fotovoltaica disponível a cada horário em uma barra b em um cenário histórico $d1$ dentro do conjunto de cenários $D1$

φ_{Gd1} variável que representa o peso que é dado pela otimização a cada um dos cenários históricos de geração fotovoltaica

$D2$ conjunto de cenários para a demanda

pd_b^{Total} vetor de 24 posições que representa a demanda resultante a cada horário para a barra b

$\overline{Pd_{b,d2}^{Total}}$ vetor de 24 posições que representa a demanda a cada horário em uma barra b em um cenário histórico $d2$ dentro do conjunto de cenários $D2$

φ_{Dd2} variável que representa o peso que é dado pela otimização a cada um dos cenários históricos de geração fotovoltaica

ε número relativamente pequeno (entre 10^{-3} e 10^{-6})

s^i variável de folga da restrição referente a maximização do parâmetro de incerteza relacionado à demanda para cada iteração i

r *range* da função objetivo relacionada à incerteza da demanda, o qual é obtido com a matriz de payoff

e^i variação paramétrica na busca das soluções de Pareto para cada iteração i

i iteração do método de busca das soluções de Pareto

g número de soluções de Pareto de que deseja encontrar

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	16
1.1 JUSTIFICATIVA	18
1.2 OBJETIVOS	19
1.3 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO	20
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA E REVISÃO DE LITERATURA	21
2.1 REVISÃO DE LITERATURA	21
2.1.1 Processo para seleção do Portfólio Bibliográfico	21
2.1.2 Estado da arte	23
2.2 DEFINIÇÕES DA ABORDAGEM	34
2.3 MODELO GENÉRICO DA TEORIA DE DECISÃO COM LACUNAS DE INFORMAÇÃO	35
2.4 PREMISSAS DE FUNÇÕES MULTIOBJETIVO	40
2.5 MODELO GENÉRICO DO AUGMECON	42
2.6 MODELAGEM ORIENTADA A DADOS	45
2.7 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO	46
3 MATERIAL E MÉTODOS	48
3.1 FORMULAÇÃO DO PRÉ-PROCESSAMENTO ORIENTADO A DADOS	48
3.2 FORMULAÇÃO MATEMÁTICA DO MODELO DETERMINÍSTICO	50
3.2.1 Função Objetivo	51
3.2.2 Restrições das Baterias	52
3.2.3 Restrições de Geração	55
3.2.4 Restrições de Transação de Energia com a Rede de Distribuição	55
3.2.5 Fluxo de Potência	56
3.2.6 Cargas Controláveis e Resposta da Demanda	58
3.2.7 Balanço de Potência	60
3.3 FORMULAÇÃO MATEMÁTICA DA TDLI	60
3.3.1 Conjunto de Incertezas	61
3.3.2 Função Objetivo	61
3.3.2.1 Função de Robustez	62
3.3.2.2 Função de Oportunidade	62
3.3.3 Restrições Operacionais	62
3.3.3.1 Simplificação do problema bi-nível para a Função de Robustez	70

3.3.3.2 Simplificação do problema bi-nível para a Função de Oportunidade	71
3.4 TEORIA DE DECISÃO COM LACUNAS DE INFORMAÇÕES UTILIZANDO AUGMECON	72
3.4.1 Augmecon para Função de Robustez	74
3.4.2 Augmecon para Função de Oportunidade.....	75
3.5 TEORIA DE DECISÃO COM LACUNAS DE INFORMAÇÕES ORIENTADA A DADOS	75
3.5.1 Função de Robustez orientada a dados.....	76
3.5.2 Função de Oportunidade orientada a dados	77
3.6 MODELO PROPOSTO COMPLETO	77
3.6.1 Modelo proposto para a Função de Robustez.....	77
3.6.2 Modelo Proposto para a Função de Oportunidade.....	78
3.7 DADOS DAS MICRORREDES UTILIZADAS	81
3.7.1 Sistemas Teste.....	81
3.7.1.1 Sistema Teste 1.....	83
3.7.1.2 Sistema Teste 2.....	84
3.7.1.3 Sistema Teste 3.....	85
3.7.1.4 Sistema Teste 4.....	87
3.8 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO	88
4 APRESENTAÇÃO DOS RESULTADOS	90
4.1 RESULTADOS DO PRÉ-PROCESSAMENTO	90
4.1.1 Cenários para a Função de Robustez	91
4.1.2 Cenários para a Função de Oportunidade	93
4.2 MODELO DETERMINÍSTICO	94
4.3 SIMULAÇÕES COM A TEORIA DE DECISÃO COM LACUNAS DE INFORMAÇÃO ORIENTADA A DADOS	99
4.3.1 Resultados das Curvas de Pareto para a Função de Robustez.....	99
4.3.2 Resultados das Curvas de Pareto para a Função de Oportunidade	100
4.3.3 Resultados para a MG1.....	101
4.3.4 Resultados para a MG2.....	109
4.3.5 Resultados para a MG3.....	114
4.3.6 Resultados para a MG4.....	119
4.4 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS	125
5 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS	127

REFERÊNCIAS.....129

APÊNDICE 1.....135

APÊNDICE 2.....141

APÊNDICE 3.....153

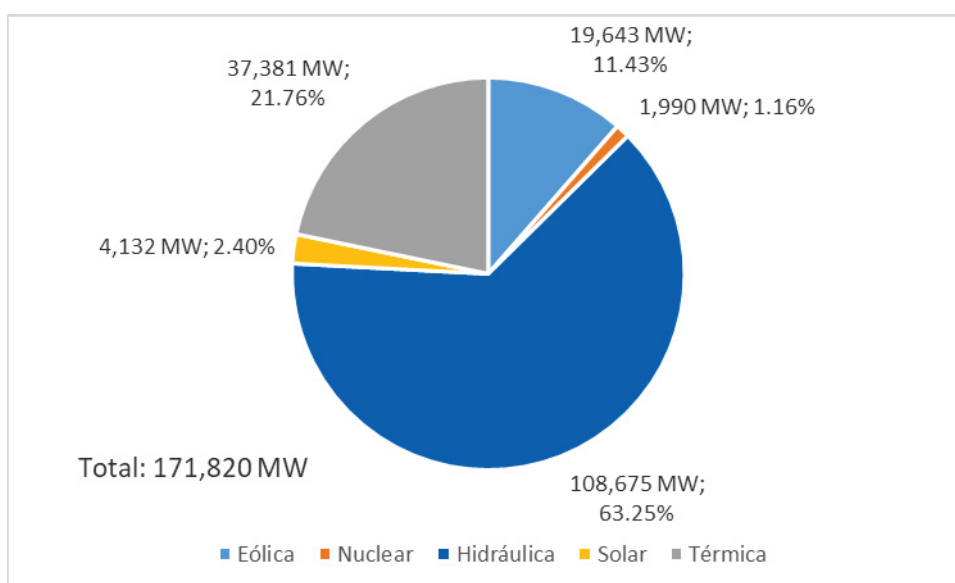
1 INTRODUÇÃO

Há um crescimento na demanda do sistema elétrico de potência devido ao constante desenvolvimento, tanto tecnológico quanto econômico e socioambiental do mundo. As fontes renováveis, como a energia eólica e a energia solar fotovoltaica, vêm se tornando cada vez mais importantes para a matriz energética, isso porque, além de contribuírem para questões ambientais, melhoram a utilização dos recursos energéticos existentes.

De acordo com o Plano Decenal de Expansão de Energia (PDE, 2030), é esperado que tanto a geração eólica quanto a geração fotovoltaica atinjam 30 GW em 2030, o que representará 20% da capacidade instalada. Esta participação apresenta um desafio relacionado à operação em tempo real, já que fontes renováveis apresentam incertezas por conta de sazonalidade e intermitência. A energia fotovoltaica é caracterizada por ser uma fonte renovável variável (FRV), o que quer dizer que seu funcionamento depende de fatores externos, como, por exemplo, o clima, o que influencia no atendimento da demanda.

A energia eólica constitui cerca de 11,43% da capacidade instalada no sistema de produção e transmissão de energia elétrica no Brasil e a energia solar representa 2,4% (ONS, 2021), como pode ser visto no GRÁFICO 1. A projeção do aumento de até 20% da geração eólica e 10% da geração solar fotovoltaica até 2030 (MME; EPE, 2019).

GRÁFICO 1 - MATRIZ ENERGÉTICA BRASILEIRA



FONTE: Adaptado de ONS (2021).

A inserção de tais fontes e outras tecnologias na matriz, como sistemas de armazenamento de energia, geração distribuída, resposta da demanda e outros recursos energéticos distribuídos (REDs) de forma integrada permitem que um sistema de menor porte possa ser utilizado: a Microrrede. A geração distribuída pode usar fontes renováveis como não renováveis. No caso da GD com FRV, geralmente e majoritariamente é usado a geração solar fotovoltaica. Segunda a Resolução Normativa da ANEEL n. 674, uma microrrede é uma “rede de distribuição de energia elétrica que pode operar isoladamente do sistema de distribuição, atendida diretamente por uma unidade de geração distribuída” (ANEEL 2015).

As microrredes trazem vantagens para o sistema, pois além de auxiliar na diversificação da matriz energética diminuindo o fator de dependência de geração proveniente de combustíveis fósseis, elas podem aumentar a confiabilidade e segurança energética. Entretanto, a utilização dos REDs e FRVs desafiam o sistema a se adaptar com a natureza incerteza relacionada a sua variabilidade. As FRVs são dependentes de fatores externos e climáticos, como a velocidade do vento, no caso da geração eólica, e a incidência solar, no caso da geração fotovoltaica. O operador da microrrede precisa estar preparado para lidar com a incerteza dessas fontes. Também é possível observar que a demanda possui graus de incerteza e é necessário garantir que esta seja atendida. O planejamento da operação é utilizado para programar o despacho ótimo, de modo a garantir que os limites operacionais do sistema, neste trabalho da microrrede, sejam respeitados, visando menores custos de operação.

Dadas as incertezas relacionadas as fontes renováveis e demanda, metodologias vêm sendo utilizadas para a modelagem dos cenários de incerteza. Uma das metodologias que aborda este tipo de modelagem é a teoria de decisão com lacunas de informação, ou TDLI, (do inglês, *Information-Gap Decision Theory – IGDT*). Não há trabalhos que utilizem o termo em português, mas optou-se por utilizar esta sigla por ser a que se assemelha com a tradução literal do método. A TDLI é uma técnica que vem sendo implementada para modelar os parâmetros de incerteza, baseando-se em estratégias de robustez e oportunidade, que levam em consideração os riscos do sistema (BEN-HAIM, 2006). Uma das vantagens de se utilizar esse método é que não é necessário conhecer a função de distribuição de probabilidade do conjunto.

O planejamento da operação de microrredes considerando incertezas das fontes de energia renovável e da demanda utilizando uma ferramenta capaz de analisar os riscos dessas incertezas auxilia o operador da microrrede na tomada de decisões, principalmente com o objetivo de reduzir os custos e ainda estar preparado para possíveis cenários do sistema.

1.1 JUSTIFICATIVA

Dentro do tema de planejamento da operação em sistemas elétricos de potência, diversos estudos vêm sendo desenvolvidos abordando incertezas na demanda, na geração, entre outros assuntos pertinentes ao tema. Assim como será apresentado no capítulo 2 (revisão de literatura), muitos dos trabalhos desenvolvidos utilizam modelagem estocástica para modelar as incertezas. Bem como, muitos dos trabalhos apresentados na literatura utilizam sistemas multienergia, que são sistemas que possuem mais de um tipo de fontes energéticas. Nas microrredes, encontram-se sistemas considerando apenas geração fotovoltaica, ou a combinação de geração fotovoltaica e eólica. Ainda há aqueles que utilizam um sistema termo-solar ou termo-eólico-solar. Entretanto, nessas modelagens, é necessário considerar as incertezas relacionadas às fontes variáveis e demanda. Assim sendo, é necessário um método adequado para auxiliar o tomador de decisão a preparar o sistema para evitar riscos de dependência total da rede de distribuição ao qual a microrrede está conectada e cortes de cargas da microrrede.

Vários métodos são utilizados para inserir as características incertas de fontes de energia e demanda na modelagem de sistemas. Alguns utilizam funções de densidade de probabilidade, como modelagens probabilísticas e estocásticas, o que demanda um grande esforço computacional (MOHAMMADI-IVATLOO e NAZARI-HERIS 2019). A TDLI e a otimização robusta não utilizam essas funções de densidade de probabilidade, o que quer dizer que não necessitam de uma grande quantidade de dados de entrada, reduzindo o tempo computacional quando comparadas à outras técnicas de modelagem de incerteza, o que aumenta a característica conservadora destas técnicas, pois não há comparação com os dados existentes, podendo levar a resultados com baixa probabilidade de acontecer. A otimização robusta utiliza dados previstos dos parâmetros de incerteza para trabalhar com o pior caso, fazendo com que o conjunto de incertezas seja dado em

um intervalo exato, com os limites máximos e mínimos do parâmetro de incerteza. Diferentemente da TDLI, que, por ser uma estratégia baseada em riscos, tem uma análise tanto otimista quanto robusta do sistema, não necessitando de um intervalo do conjunto de incerteza tão preciso (EHSAN e YANG, 2019). Logo, a tomada de decisão é baseada mais no custo ou lucro máximos e mínimos a serem considerados pelo tomador de decisão do que pelo parâmetro de incerteza, não considerando apenas uma abordagem mais conservadora, como na otimização robusta, mas sim uma abordagem mais otimista considerando um risco maior, ou mais robusta, para um risco menor.

Dentro deste contexto, o presente trabalho traz como contribuições os seguintes pontos:

- (a)** A modelagem das incertezas associadas à geração solar e à demanda através do método de Teoria de Decisão com Lacunas de informação (TDLI) na programação diária da operação de microrredes;
- (b)** A inserção de um pré-processamento orientado a dados utilizando dados reais no modelo computacional desenvolvido no item (a), inserindo assim um novo modelo de TDLI orientado a dados;
- (c)** A análise de riscos das incertezas mencionadas no item (a).

1.2 OBJETIVOS

O objetivo geral deste trabalho é desenvolver um modelo computacional para a programação da operação diária de microrredes considerando incertezas da demanda e da geração.

Para alcançar o objetivo geral, os objetivos específicos são:

- (a)** Avaliar o estado da arte com artigos e trabalhos que contemplem problemas relacionados ao problema da programação da operação, modelagens matemáticas das incertezas e o método TDLI;
- (b)** Modelar a programação da operação diária de microrredes considerando incertezas na geração solar e na demanda;
- (c)** Inserir a formulação orientada a dados no modelo desenvolvido no item (b);
- (d)** Realizar a formulação do problema de otimização através do método TDLI, considerando as incertezas de geração e demanda;

- (e) Implementar computacionalmente o modelo proposto e realizar testes para avaliar a eficácia do modelo proposto.

1.3 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

Desta forma, o presente trabalho traz uma proposta de projeto de dissertação visando a programação diária da operação de microrredes sob incertezas. Este trabalho está organizado em cinco capítulos que abordam desde a contextualização do planejamento até os resultados encontrados. A introdução foi apresentada no capítulo 1, bem como as justificativas e os objetivos geral e específicos. O capítulo 2 traz a fundamentação teórica e uma revisão de literatura, seguido da metodologia proposta no capítulo 3. Já os resultados e discussões são apresentados no capítulo 4. E por fim, as conclusões e trabalhos futuros estão presentes no 5.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA E REVISÃO DE LITERATURA

Este capítulo tem por objetivo apresentar os materiais teóricos utilizados na construção desta dissertação, como os trabalhos que foram identificados com mais proximidade ao tema abordado para a montagem do portfólio técnico, as técnicas utilizadas pelos autores para o problema da programação diária das microrrede, as abordagens de incerteza, como a TDLI é aplicada nos trabalhos pesquisados e metodologias que se aplicam a problemas com mais de um objetivo, a introdução da metodologia TDLI orientada a dados, bem como uma formulação generalizada das técnicas utilizadas.

2.1 REVISÃO DE LITERATURA

2.1.1 Processo para seleção do Portfólio Bibliográfico

O portfólio bibliográfico que será apresentado neste capítulo é baseado na metodologia proposta por Ensslin et al (2010). Para tal, é necessário seguir alguns procedimentos, como definir os eixos de pesquisa e palavras-chave:

- a) Definir os eixos de pesquisa e palavras-chave

Os eixos de pesquisa estão relacionados ao problema que será solucionado e as palavras-chaves às técnicas utilizadas na solução do problema e/ou as abordagens empregadas e aspectos específicos que são importantes para a pesquisa. Definiu-se três eixos de pesquisa e três palavras-chave e foi feita a combinação entre eles. A TABELA 1 apresenta quais foram os eixos e palavras-chave definidos para esta pesquisa. Optou-se por utilizar os termos em inglês para ampliar a busca dos trabalhos científicos.

TABELA 1 – EIXOS DE PESQUISA E PALAVRAS-CHAVE

Eixos de Pesquisa	Palavras-Chave
Microgrids Optimal Scheduling	Information Gap Decision Theory
Microgrids Optimal Power Flow	Distributed Energy Resources
Microgrids Under Uncertainties	Thermal Generation

FONTE: O autor (2022).

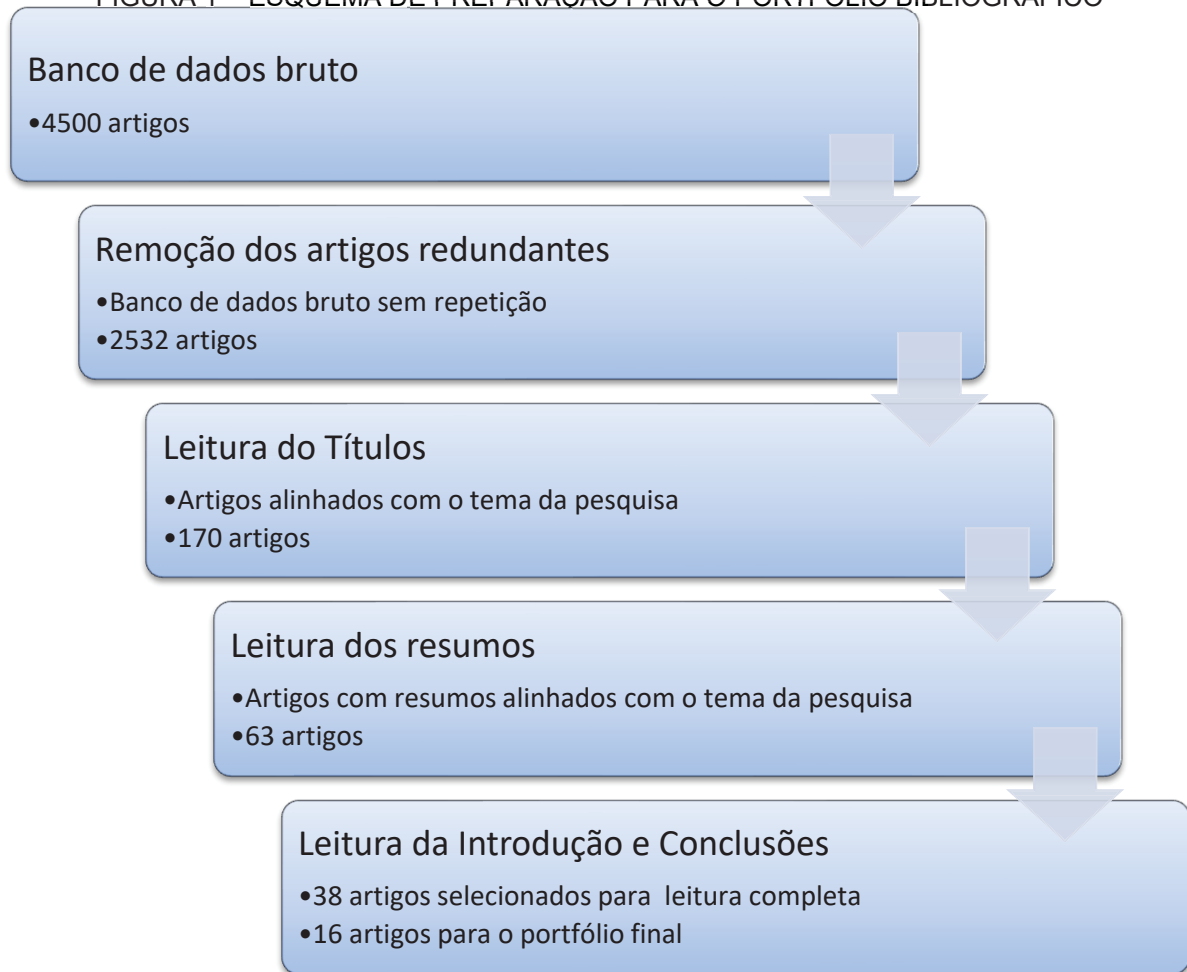
b) Definir o banco de dados bruto

Com a combinação cruzada das palavras, obteve-se um total de nove combinações. Foi utilizado o software *Harzing Publish or Perish*, em português “publique ou pereça” para realizar as buscas com o banco de dados do Google Acadêmico. Com a ferramenta *Harzing Publish or Perish*, é possível limitar as buscas a um número de artigos definido, número de citações do autor ou do artigo, data de publicação etc. Com isso, definiu-se a busca a 500 artigos por combinação de eixo de pesquisa e palavra-chave dos últimos 10 anos, totalizando 4500 artigos para o banco de dados.

Após a definição do banco de dados, utilizou-se a ferramenta Zotero, que consiste em um software que gerencia referências, dados bibliográficos e outros materiais da pesquisa. Os artigos foram exportados para o Zotero, e então eliminou-se os artigos redundantes, ou seja, aqueles que se alinhavam em mais de uma combinação de buscas, resultando em um banco de dados de 2532 artigos.

Com isso, foi feita a leitura dos títulos dos artigos para verificar quais estavam mais alinhados com o tema da pesquisa, obtendo-se um banco de dados de 170 artigos. Foi feito mais um refinamento, lendo-se os resumos dos artigos, resultando 63 artigos para o banco de dados. Destes, leu-se a introdução, conclusões e análise de figuras e tabelas, totalizando 38 de artigos para leitura completa, sendo que foram selecionados 16 artigos para apresentar no portfólio final.

FIGURA 1 – ESQUEMA DE PREPARAÇÃO PARA O PORTFÓLIO BIBLIOGRÁFICO



FONTE: O autor (2022)

2.1.2 Estado da arte

Esta seção tem como objetivo apresentar os artigos agregados ao portfólio final, descrevendo o problema abordado, as técnicas de resolução e os principais resultados referentes ao problema da programação da operação de microrredes. Dentre os trabalhos investigados para a obtenção do portfólio final, foi possível observar que há uma diversificação no tratamento e modelagem da microrrede, como:

- Modo de operação da microrrede, sendo este modo tipicamente classificado como: microrrede conectada à rede, em que a microrrede pode tanto injetar como consumir energia da rede principal; microrrede operando de forma isolada, que ocorre em locais mais remotos, onde o desafio geográfico não possibilita a conexão direta com a rede; e microrrede que está conectada à rede,

mas que permite operar de modo ilhado caso exista alguma falha no sistema principal, manutenções ou outro motivo operacional.

- Modelagem de aspectos específicos da operação como quais fontes de geração garantem o fornecimento de energia para a microrrede, com as fontes de energia renovável, incluindo geração eólica e fotovoltaica, ou as fontes convencionais, como fonte térmica

Além disso, também é necessário avaliar os aspectos relacionados às abordagens de incerteza. Majidi et al. (2019) aborda em seu trabalho as estratégias mais utilizadas para modelar as incertezas, como, por exemplo, as abordagens determinísticas e probabilísticas, otimização robusta e análise de intervalo. Os autores dão ênfase no método de TDLI, e suas aplicações no setor energético. Esse método, desenvolvido por Ben-Haim (2006), traz aspectos positivos e negativos das incertezas baseando-se em informações conhecidas e desconhecidas. Esses aspectos são modelados em duas funções da TDLI: função de robustez e função de oportunidade. A função de robustez é relacionada com os aspectos negativos do sistema, e por isso trabalha com um nível maior de incerteza, o que faz com que a função objetivo se afaste da solução ótima, tornando o sistema mais robusto e seguro, capaz de manter níveis operacionais, ainda que sujeito a um alto grau de incerteza. Já a função de oportunidade é relacionada a uma visão mais otimista do espaço de incerteza, obtendo um melhor resultado da função objetivo, mas é uma estratégia considerada de alto risco. Os trabalhos que utilizam o método TDLI como resolução podem utilizar apenas a função de robustez garantindo um menor risco e uma função objetivo melhor que a crítica, ou apenas a função de oportunidade, com o objetivo de obter um maior lucro, em problemas que envolvem o mercado de energia por exemplo, ou ainda, uma análise em conjunto com as duas funções, deixando a critério do operador o que melhor se adequa ao problema de estudo. Além disso, por ser um método não-determinístico e não-probabilístico, não são necessários dados de função de densidade de probabilidade das incertezas, o que diminui consideravelmente o custo computacional.

Niknam et al. (2012) consideram o gerenciamento da operação de microrredes. Os autores utilizam uma abordagem esta a fim de encontrar o menor custo de operação considerando incertezas de geração e demanda. As distribuições de Weibull e Normal são empregadas nas variáveis de incerteza. Além disso, os autores utilizam um algoritmo de busca gravitacional GSA (do inglês, *gravitational*

search algorithm) para encontrar as soluções do problema combinado a uma técnica adaptativa para melhorar a convergência, comprovando que o método proposto é capaz de encontrar a solução global do problema. O método foi aplicado a uma microrrede, e os resultados apontaram que a abordagem probabilística implementada tornou a utilização de recursos energéticos distribuídos mais eficiente. O modelo precisa simular um grande número de cenários a fim de obter as soluções consistentes, o que demanda tempo computacional, similar a outras abordagens probabilísticas.

Zein Alabedin et al. (2012) consideram fontes de geração despacháveis (térmica) e não-despacháveis (solar e eólica) em uma microrrede para a programação da operação de um dia a frente, apresentando modelos distintos para o modo de operação conectado à rede e isolado. Em ambos os modelos, se considerou o problema de *unit commitment* e as incertezas relacionadas a demanda e a geração renovável usando informações de dados previstos em uma modelagem estocástica. Ao considerar as incertezas, os autores alocam certas quantidades de energia que sejam apropriadas na reserva girante. Descobriu-se que, para as restrições de operação consideradas e os dados da microrrede teste, quando opera de modo isolado, é necessário cortar parte da carga para suprir a reserva girante, mas quando a microrrede está conectada, toda a reserva girante requisitada é alimentada pela rede principal. Já a análise das incertezas constatou que um maior nível de incerteza compromete mais unidades de geração despachável, já que é necessário atender os desvios possíveis dos valores previstos. Ainda assim, este modelo não considera sistemas de armazenamento nem programas de resposta da demanda.

Ziadi et al. (2014) propõem uma técnica de decisão da otimização referente a programação de redes inteligentes que consideram geração distribuída, cargas controláveis, uma alta penetração de geração fotovoltaica e sistemas de armazenamento de energia. Os autores formulam o problema de forma que haja uma coordenação entre os atributos da rede e dos recursos energéticos distribuídos de forma que haja redução de perdas no sistema de distribuição, bem como o controle de tensão e a suavização do fluxo de potência. Este modelo é determinístico, ou seja, não consideram incertezas, pois utiliza valores previstos de demanda e geração distribuída. O modelo é resolvido com a abordagem de otimização por enxame de partículas, PSO (do inglês, *particle swarm optimization*).

Os autores comparam o impacto das cargas controláveis no sistema, e concluem que sua contribuição é capaz de reduzir as perdas.

Quando se fala de sistema de gerenciamento de energia (EMS, do inglês *energy management system*) aplicado a microrredes, restrições relacionadas a programação diária são inclusas. Shi et al. (2015) tem como objetivo projetar um EMS distribuído na operação ótima de microrredes que minimize os custos operacionais, os quais incluem custo do sistema de armazenamento, custo de transação de energia com a rede principal e, claro, custos de geração, além de outros dois objetivos, que são minimizar as insatisfações dos clientes do sistema de gerenciamento e minimizar as perdas de potência. A microrrede analisada é projetada com DERs: geradores a diesel, armazenamento de energia através de baterias, cargas controláveis e geração renovável tanto eólica quanto solar. Na formulação, o fluxo de potência ótimo é projetado de forma a considerar tanto potência ativa quanto reativa e modelagem CA não-linearizada. Para solucionar o problema de otimização, os autores utilizam o algoritmo PCPM (do inglês, *predictor corrector proximal multiplier*) e concluem que o modelo proposto é eficiente para os modos de operação tanto ilhados como conectados à rede. Entretanto, este modelo não considera as incertezas de geração e demanda, utilizando dados previstos, o que pode afetar a análise de custo, visto que os autores não ponderam os riscos que essas incertezas trazem ao sistema.

As incertezas podem ser relacionadas ao preço de mercado, a geração e a demanda. Considerando incertezas na geração e demanda e baseado em cenários, Xiang et al. (2016) propõem um método robusto para encontrar o pior caso de quantia total de geração renovável e demanda. A formulação matemática busca encontrar os valores mínimos de custo. Os conjuntos de incerteza relacionados à geração renovável e à demanda são baseados em um conjunto de dados históricos e dados previstos, sendo estes encontrados com predição de pontos. Os limites de incertezas são encontrados através de um método de predição de intervalo (do inglês, *interval prediction method*). Com os valores dos limites de incerteza, os autores obtêm os resultados do gerenciamento da microrrede que considera sistema de armazenamento de energia. O conjunto de métodos aplicados ao problema de gerenciamento considerando o despacho ótimo, segundo os autores, aumenta a confiabilidade da microrrede, sem desconsiderar as incertezas que estão presentes no sistema.

Solanki et al. (2017) modela um sistema de estimação do perfil de cargas controláveis na estrutura de rede neural. Essa estimação usa dados simulados e medidos sob programas de resposta da demanda diversificados, mas focando em restrições de potência de pico. Um EMS é utilizado para controlar os aspectos econômicos do despacho e do planejamento respeitando as restrições operacionais do sistema acoplado ao problema de *unit commitment* e fluxo de potência ótimo. A microrrede utilizada para a validação do modelo considera geração distribuída, sistema de armazenamento por baterias e cargas controláveis considerando incertezas na geração de fontes renováveis, as quais são modeladas por controle preditivo. Além disso, se considera o modo de operação ilhado. Como as cargas controláveis deste modelo dependem de temperatura do ambiente, tarifas de resposta da demanda, período do dia e pico de demanda, e que a saída é feita apenas para o período posterior, este modelo consome mais tempo computacional do que os modelos clássicos, entretanto, segundo os autores, os resultados do despacho são melhores, com menor corte de carga e melhor uso das baterias. É importante destacar que este não é um modelo para o planejamento, mas para auxiliar no planejamento, por isso, os resultados são apresentados em relação as cargas controláveis e seu comportamento mediante aos outros dispositivos distribuídos.

Dai et al. (2018) não considera a incerteza relacionada a geração fotovoltaica, como boa parte dos trabalhos que consideram microrredes, mas considera incerteza relacionada à geração eólica e demanda, focando em programas de resposta da demanda. Os autores utilizam a TDLI para analisar os riscos das incertezas no problema de despacho econômico. Nesse caso, o problema foi modelado em dois níveis, em que o primeiro nível é o problema de *unit commitment* determinístico, considerando os dados previstos de geração e demanda, já o segundo nível é o planejamento do despacho econômico. Dois modelos de análise de riscos foram considerados, baseados no método TDLI, a função de robustez e a função de oportunidade testados em dois sistemas. Além disso, os casos testes consideram cenários com programadas de resposta da demanda diferentes. Um deles é o TOU (do inglês, *time of use*) que é um programa baseado no preço e o I/C (do inglês, *interruptible/curtailable*) que é um programa baseado em incentivo. Os resultados consideram os sistemas teste apenas com TOU, apenas com I/C ou com a ação conjunta, e os autores concluíram que

programas de resposta da demanda baseados em incentivo possuem um nível maior de robustez contra incertezas. Ainda assim, este modelo não apresenta sistemas de armazenamento de energia em sua formulação.

Li e Xu (2018) propõem um método de despacho econômico ótimo coordenado para microrredes multi-energia, ou seja, as microrredes que são alimentadas por mais de um tipo de fonte de energia, visando a minimização dos custos da microrrede. Neste caso, eles consideram tanto fontes elétricas quanto fontes térmicas, separando-as em geração controlável e não-controlável. Os autores propõem um modelo para o despacho para microrredes operando de forma conectada à rede e operando de forma isolada. A geração térmica é modelada utilizando linearização por partes, para que o problema seja linear inteiro-misto. A modelagem é feita considerando valores previstos das gerações renováveis, tornando o modelo determinístico. O modelo considera o despacho para um horizonte de planejamento diário, discretizado em 24 horas. O foco é no despacho das fontes térmicas, por isso, os autores consideram casos de análise acrescentando as fontes térmicas aos poucos, mostrando que o despacho coordenado pode aumentar a eficiência de operação.

Abordando TDLI aplicada à microrredes conectadas à rede, Mehdizadeh et al. (2018) trabalha com incertezas relacionadas ao preço no mercado de energia, utilizando as estratégias de robustez e oportunidade do método TDLI. A função objetivo se baseia em encontrar o planejamento ótimo e econômico a curto prazo da geração da microrrede. A microrrede composta de fontes de energia renováveis, como solar e eólica, microturbinas e um sistema de armazenamento de energia deve ser capaz de suprir a demanda local a um menor custo no mercado. As incertezas relacionadas à geração e demanda foram modeladas através de modelos estocásticos. Os autores também avaliaram o impacto do programa de resposta à demanda nos custos operacionais da microrrede. Na modelagem considerando a incerteza de preços no mercado de energia, os autores resolveram o problema em dois níveis para as estratégias de robustez e oportunidade, deixando a tomada de decisão dos lances do mercado do dia seguinte de energia seja realizada pelos resultados obtidos em cada função.

Um trabalho que aborda *unit commitment* foi elaborado por Ahmadi et al. (2019) para um problema multiobjetivo sujeito incertezas de geração eólica e de demanda. O sistema analisado considera um parque eólico e veículos elétricos na

sua modelagem, o que inclui o veículo elétrico como sistema de armazenamento de energia. Além de usar o método TDLI para a modelagens das variáveis de incerteza, os autores utilizam o método *normal boundary intersection* (NBI). Para a tomada de decisão multicritério, o método VIKOR foi implementado, em que analisa os pontos atribuídos ideais e compara com as soluções de Pareto para obter uma distância relativa. Com um conjunto de funções de classificação, é possível encontrar a solução ideal. A primeira etapa da metodologia proposta foi resolver o problema determinístico, encontrar o caso base, para então determinar quais os valores de custo crítico seriam adotados para avaliar os parâmetros de incerteza. O caso determinístico foi encontrado para sistemas de 6, 24 e 118 barras. As incertezas de carga e potência eólica foram analisadas separadamente para cada sistema, e em conjunto com a técnica NBI. A função de robustez foi aplicada a todos os casos, obtendo uma análise de quanto mais robusto o sistema, maior o custo final, já que o sistema se torna mais dependente da geração térmica, mas estando preparado para grandes variações de carga e demanda.

As microrredes operando de forma conectada à rede foram abordadas por Bahramara et al. (2019) na modelagem da operação e planejamento a curto prazo dos recursos de geração distribuída sob incertezas das fontes renováveis. As variáveis de incerteza deste artigo consideram a geração eólica e solar, as quais são modeladas utilizando as funções de robustez e oportunidade do método TDLI, em que as informações das funções de densidade e probabilidade das fontes renováveis são dispensáveis. O caso base é definido resolvendo o sistema por um método determinístico, utilizando dados de previsão como entrada. A modelagem foi aplicada a um sistema teste de 15 barras para provar a sua eficácia. Os autores discutiram o fato de que quanto maior a alteração de potência das fontes renováveis, mais as microrredes dependem das companhias de distribuição, o que as faz perder lucros no mercado de energia. Ainda assim, para uma pequena variação do custo total do problema determinístico, seria necessário um grau de incerteza superior a 50%, deixando a critério do operador qual estratégia utilizar para o mercado de energia.

Considerando as incertezas relacionadas à geração, Jing e Luo (2019) propõem um modelo de otimização robusta multiobjetivo para a configuração de capacidade de uma microrrede operando de forma isolada baseado no método TDLI. As incertezas consideradas provêm da geração eólica e fotovoltaica e são

modeladas utilizando apenas a função de robustez do método TDLI, visando uma garantia de confiabilidade do sistema para os piores casos. Os autores utilizaram uma ponderação da função objetivo, considerando como subproblemas as gerações eólica e fotovoltaica, alterando o modelo para ter um único objetivo. Quanto maior o nível de incerteza do sistema, maior o custo total é, já que o sistema precisa utilizar mais geradores a diesel ou o sistema de armazenamento em baterias quando a demanda precisar ser atendida, considerando que na demanda, veículos elétricos estão inclusos. O parâmetro de incerteza é maximizado, necessitando também maximizar a função objetivo do caso determinístico, respeitando um valor crítico, o qual é determinado pelo operador. A função objetivo utilizando TDLI obteve melhores resultados quando comparada aos modelos determinístico e de otimização robusta, pois o sistema não necessita fazer corte de carga, como para os outros modelos. Ainda que se considere geradores a diesel, esses são modelados de forma a respeitar os limites máximos e mínimos sem considerar o *unit commitment* das unidades geradores, sendo um modelo mais simplificado.

Pashaei-Didani et al. (2020) investiga o problema de gerenciamento ótimo em microrredes utilizando um modelo de corrente contínua (CC) de fluxo de potência. O modelo considera programa de resposta da demanda (TOU), geração distribuída, eólica, solar e sistemas de armazenamento. Aqui, as incertezas de preço de mercado de energia são consideradas e modeladas pela TDLI para a análise de riscos ao sistema. Com isso, três estratégias são tomadas: risco neutro, aversão ao risco e adepto ao risco. A validação do modelo é feita de forma a considerar ou não o programa de resposta da demanda. Assim como o artigo de Dai et al. (2018) que utilizou TDLI, este também é modelado em dois estágios, em que o primeiro é o determinístico, em que se obtêm os dados de custos totais para serem utilizados como dados de entrada no segundo estágio. Este, por sua vez, visa encontrar qual o valor do parâmetro de incerteza, ou nível de incerteza relacionado ao preço do mercado, ou até onde o operador está disposto a lidar com os riscos a certo desvio do preço base do caso determinístico. Como o foco do artigo é analisar os riscos das incertezas influenciado pelo programa de resposta da demanda, as análises mostram que a resposta da demanda é capaz de reduzir o nível de incerteza do preço de mercado tanto para a estrutura de aversão ao risco como adepto ao risco, reduzindo os custos do gerenciamento da microrrede.

Wei et al. (2020) faz uma análise de incertezas a curto e longo prazo para o planejamento de uma *microgrid* que possui diferentes tipos de sistemas de energia, as chamadas microrredes multi-energia. As incertezas de curto prazo são as relacionadas às fontes intermitentes de energia, já as de longo prazo são relacionadas ao custo de investimento de sistemas de armazenamento em baterias. A microrrede possui dois tipos distintos de carga, elétrica e de aquecimento, isso influencia na modelagem do problema e na distribuição dos sistemas. Os autores utilizaram um método baseado em decomposição de Bender para acelerar o processo de convergência, que se mostrou mais eficiente que *solvers* já concretizados no mercado. Além disso, um método de *chance constraint* TDLI foi utilizado para modelar as incertezas a curto prazo. Os resultados mostraram que utilizar dois tipos de carga em conjunto com um sistema multi-energia reduz o custo do sistema comparando com cargas de um único tipo, além de mostrar que quando se considera as incertezas no mesmo período, os resultados de custo e parâmetros de incerteza são melhores do que considerar a incerteza de forma isolada. Isso quer dizer que, para um sistema robusto, que considera vários níveis de incerteza e possui vários sistemas de energia, os resultados são melhores quando a modelagem é feita de forma geral, e não separando cada tipo de carga, fonte ou incerteza.

Nayak et al. (2021) considera as incertezas tanto da demanda como da geração renovável. O artigo apresenta dois objetivos: a minimização dos custos do problema de programação diária de uma microrrede conectada à rede, e a redução de emissão de gases poluentes no meio ambiente. As incertezas são modeladas através de programação estocástica considerando as funções de densidade de probabilidade da geração eólica (Weibull), geração fotovoltaica (Beta) e demanda (Normal) e o problema de otimização é solucionado através de lógica fuzzy. Os autores visam uma coordenação integrada da microrrede e fluxo de potência CA, além do despacho econômico ótimo de usinas despacháveis (nesse trabalho são as usinas que utilizam fontes de combustível fóssil, como geradores a diesel, microturbinas, biomassa, turbinas a gás natural, célula de combustível) com sistema de armazenamento de energia por baterias (BESS, do inglês *battery energy storage system*), reconfiguração da rede e incentivo de programa de resposta da demanda, sendo este último o que autores querem maximizar para verificar o comportamento dos outros componentes do sistema, e verificam a redução de custos totais quando

o incentivo é alto, bem como uma menor emissão de gases, já que reduzem a utilização das unidades despacháveis e os custos de combustível relacionados a elas.

Além disso, o trabalho de Lara Filho (2021), que lida com as incertezas da geração e demanda de microrredes foi fundamental para o desenvolvimento desta dissertação e foi incluído como parte do portfólio. Este trabalho é usado como base de modelagem, destacando-se que a abordagem para lidar com incertezas aqui é otimização robusta, na qual o autor buscar encontrar os custos de operação da programação diária da microrrede para os piores casos de incerteza. Ele considera recursos energéticos distribuídos na sua formulação, como baterias, resposta da demanda, além do *unit commitment* das unidades térmicas. Além disso, o modelo considera dados históricos para reduzir a robustez do problema através de uma formulação *data-driven*, resolvendo um problema linear inteiro-misto de três níveis, sendo estes decompostos em dois níveis através do algoritmo de geração de colunas e restrições que resultaram em custos menores do que os obtidos com uma metodologia mais tradicional. A principal diferença de metodologia deste trabalho e do que é apresentado nesta dissertação se encontra na abordagem, já que a que é utilizada aqui é a teoria de decisão com lacunas de informação (TDLI).

A TABELA 2 apresenta dados comparativos dos artigos inseridos no portfólio técnico.

TABELA 2 – QUADRO COMPARATIVO DOS TRABALHOS APRESENTADOS NA REVISÃO DE LITERATURA

		Proposta	Niknam et al. (2012)	Zein Alabedin et al. (2012)	Ziadi et al. (2014)	Shi et al. (2015)	Xiang et al. (2016)	Solanki et al. (2017)	Dai et al. (2018)	Li; Xu (2018)	Mehdizadeh et al. (2018)	Ahmadi et al. (2019)	Bahramara et al. (2019)	Jing; Luo (2019)	Pashaei-Didani et al. (2020)	Wei et al. (2020)	Lara Filho (2021)	Nayak et al. (2021)
Considera resposta da demanda																		
Orientado a Dados																		
Tipo de Problema	Despacho Econômico																	
	<i>Unit Commitment</i>																	
	FPO*																	
	Mercado de Energia																	
Fontes da Microrrede	Geração Fotovoltaica																	
	Geração Eólica																	
	Geração Térmica																	
Função Objetivo	Multi-objetivo																	
	Objetivo Único																	
Modelo LT**	CA																	
	CC																	
Estratégia TDLI adotada	Robustez																	
	Oportunidade																	
Tipo de Incerteza	Eólica																	
	Solar																	
	Demanda																	
	Preço de Mercado																	

FONTE: O autor (2022).

LEGENDA: *FPO: Fluxo de potência ótimo; **LT: Linha de transmissão; As marcações em laranja indicam os assuntos que serão abordados na proposta de trabalho; Em verde são as temáticas abordadas nos artigos citados na revisão de literatura. Os campos não preenchidos são devido à não abordagem pelos autores dos trabalhos.

2.2 DEFINIÇÕES DA ABORDAGEM

Como foi apresentado na revisão de literatura, existem várias técnicas para lidar com as incertezas do problema de otimização do planejamento. Destacam-se a otimização estocástica, a otimização robusta e a TDLI.

A otimização estocástica se baseia nas funções de densidade de probabilidade, o que necessita de uma análise de dados para saber qual função é mais adequada para determinado parâmetro. Alguns autores já consideram a distribuição de Weibull diretamente associada a velocidade de vento, assim como a função Beta também é relacionada com a geração solar. Quando se é possível obter tais funções, a otimização estocástica é uma técnica que se baseará nos cenários já apresentados, demandando um esforço computacional grande quando comparado com outras técnicas. Além disso, nem sempre esses dados são disponibilizados, dificultando a implementação prática desta técnica.

Já a otimização robusta é uma técnica que não necessita de muitos dados históricos, já que seu objetivo é encontrar a função objetivo otimizada baseada no pior caso de incerteza. Para isso, esta técnica necessita de dados previstos, mas que não necessitam de um alto nível de precisão. Entretanto, existem implicações negativas ao simplificar o modelo visando reduzir o tempo computacional, como aumentar o conservadorismo dos resultados, visto que não se sabe qual seria o pior caso já realizado, podendo encontrar respostas ainda piores do que de fato aconteceria. Normalmente a otimização robusta é formulada em dois estágios, sendo o primeiro tendo a função de encontrar a solução ótima das variáveis do problema considerando a minimização dos custos, minimização da emissão de gases poluentes ou maximização de lucros. Com os resultados encontrados no primeiro estágio, o segundo estágio procura encontrar qual será o pior caso das variáveis de incerteza respeitando as restrições do problema e baseando-se nos dados de entrada. Esta metodologia já é utilizada na resolução de problemas de planejamento da operação em sistemas elétricos considerando incertezas principalmente relacionadas a demanda e a geração.

A Teoria de Decisão com Lacunas de Informação (*Information-Gap Decision Theory*), desenvolvida por Ben-Haim (2006), é uma técnica relativamente recente, utilizada para análise de riscos a qual se baseia em duas funções: a função de robustez, que como o próprio nome diz, é mais conservadora e busca preparar o

sistema para o pior caso, reduzindo os riscos associados às incertezas; e a função de oportunidade, que de maneira contrária, é uma estrutura mais otimista, já que busca-se resultados melhores do que os previstos, aumentando os riscos do sistema, normalmente para um maior benefício financeiro, por exemplo. Está técnica, similar a otimização robusta, não necessita das funções de densidade de probabilidade bem como não necessita formular muitos cenários para analisar as a natureza incerta das variáveis do problema, sendo uma técnica eficaz para lidar com incertezas que está sendo cada vez mais investigada na área de planejamento da operação. Assim como a otimização robusta, esta técnica é formulada em dois estágios, sendo o primeiro o caso determinístico utilizando dados previstos das variáveis de incerteza para encontrar o valor da função objetivo. Este caso é chamado caso base e é utilizado como dado de entrada no segundo estágio, no qual se pretende encontrar o nível de incerteza do sistema respeitando limites de desvio do caso base impostos pelo tomador de decisões. A TABELA 3 apresenta as vantagens e desvantagens das técnicas mais utilizada para a modelagem de incertezas:

TABELA 3 – COMPARAÇÃO DAS TÉCNICAS DE MODELAGEM DE INCERTEZAS

Técnica de Modelagem	Vantagens	Desvantagens
Probabilística	Alta precisão na modelagem dos parâmetros de incerteza	Necessita de uma grande quantidade de dados históricos, maior tempo computacional
Otimização Estocástica	Útil para quando não há informações de função de distribuição dos parâmetros de incerteza	Para problemas complexos, o tempo computacional é extremamente alto, além de necessitar muitos cenários para melhorar a precisão.
Otimização Robusta	Necessita apenas dos limites inferior e superior do parâmetro de incerteza e a solução permanece válida para todos os valores possível do conjunto de incerteza	Há um problema de implementação para modelos não-lineares, além de obter resultados pessimistas e conservadores.
TDLI	Fornece decisões de planejamento no caso de parâmetros com um alto grau de incerteza sem necessitar de muitos dados.	Complexidade na implementação, além de saídas ou conservadoras ou otimistas.

FONTE: Adaptado de Ehsan; Yang (2019) e Singh et al. (2022).

2.3 MODELO GENÉRICO DA TEORIA DE DECISÃO COM LACUNAS DE INFORMAÇÃO

Dentre os trabalhos apresentados na seção 2.1.2, os que utilizam TDLI para a modelagem do conjunto de incertezas, os problemas são resolvidos em duas

etapas, a primeira sem modelar as incertezas, e a segunda modelando o conjunto de incertezas através da TDLI. A primeira etapa é baseada na utilização de um modelo determinístico (Equações 2.1-2.3) para a determinação do caso base. Esta etapa considera como dados de entrada os valores previstos para o conjunto de incertezas, e encontra o valor da função objetivo base, que, para esta proposta, é a minimização dos custos de operação.

$$\max f(x, \tilde{\lambda}) \quad (2.1)$$

Sujeito à

$$h(x, \tilde{\lambda}) = 0 \quad (2.2)$$

$$g(x, \tilde{\lambda}) \leq 0 \quad (2.3)$$

Onde:

f é a função objetivo do problema de otimização

x é o conjunto de variáveis do problema de otimização

$\tilde{\lambda}$ é o valor previsto das variáveis incertas do problema de otimização

h é o conjunto de restrições de igualdade do problema de otimização

g é o conjunto de restrições de desigualdades do problema de otimização

A segunda etapa leva em consideração as incertezas. Para isso é necessário a determinação do modelo de incertezas, que é definido pela diferença entre os valores previstos e os valores que não são conhecidos, ou seja, os valores reais, de acordo com Nikoobakht et al. (2016). O modelo de *envelope-bound* é muito utilizado da modelagem do conjunto de incertezas para problemas relacionados a sistemas de potência, como visto em Majidi et al. (2019). Os autores Yazdaninejad et al. (2019) e Ahmadi et al. (2019) também utilizam em suas modelagens essa técnica, o que mostrou ser apropriada para o modelo proposto. A formulação do *envelope-bound* é apresentada na Equação 2.4:

$$U(\alpha, \tilde{\lambda}) = \left\{ \lambda_t : \left| \frac{\lambda_t - \tilde{\lambda}_t}{\tilde{\lambda}_t} \right| \leq \alpha \right\}; \alpha \geq 0 \quad \forall t \quad (2.4)$$

Onde:

U é o conjunto de incerteza

α é o parâmetro de incerteza que se está avaliando

λ_t é o valor real da variável de incerteza durante o período t

Após a modelagem do conjunto de incertezas, é necessário determinar o desvio crítico do caso base, que é o nível de tolerância máximo de variação do caso base, para definir os valores críticos da função objetivo para as funções de robustez e oportunidade como é mostrado em Ayvaz e Genc (2019). Esse desvio é somado, para a função de robustez, ou subtraído, para a função de oportunidade, pela função objetivo encontrado na primeira etapa e entrará como uma nova restrição da modelagem da segunda etapa como apresentam as Equações 2.5 a 2.6 para a função de robustez:

$$F.O.: \max \alpha(\lambda) \quad (2.5)$$

Sujeito à:

$$\max f(x, \tilde{\lambda}) \leq (1 + \gamma).CB \quad (2.6)$$

E as equações 2.2 e 2.3.

Em que:

- γ é o desvio aplicado ao resultado da primeira etapa (determinado pelo tomador de decisões)
- CB é o valor do caso base

Já a função de oportunidade pode ser modelada como apresentam as Equações 2.7 a 2.8

$$F.O.: \min \beta(\lambda) \quad (2.7)$$

Sujeito à:

$$\min f(x, \tilde{\lambda}) \leq (1 - \gamma).CB \quad (2.8)$$

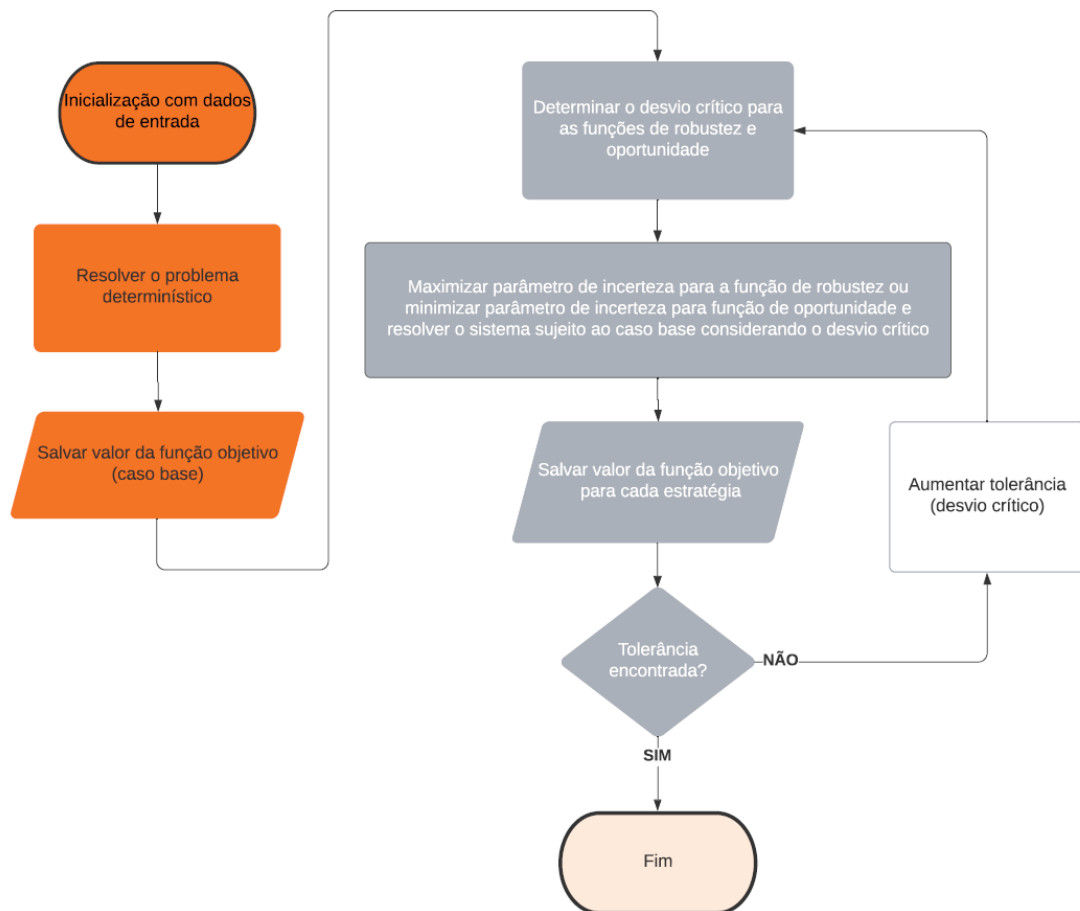
E as equações 2.2 e 2.3.

A segunda etapa do problema é feita em dois níveis, *max-max* para a função de robustez e *min-min* para a função de oportunidade. Problemas de dois níveis são comumente classificados desta forma pois há dois objetivos, em que um objetivo é o principal, também denominado problema mestre, e o outro depende do primeiro objetivo, também denominado como problema escravo. Quando os dois objetivos são de maximizar, diz que o problema é *max-max*, de forma similar, quando os dois objetivos são de minimizar, o problema é denominado como *min-min*. O primeiro nível tem por objetivo trabalhar com as incertezas. A função de robustez maximiza o raio da incerteza, similar à busca de pior caso da otimização robusta. Esse raio de

incerteza é considerado nas restrições que envolvem as variáveis de incerteza, ou seja, as restrições de geração fotovoltaica e demanda devem respeitar os valores máximos e mínimos do parâmetro de incerteza. De forma semelhante ocorre para a função de oportunidade, que visa minimizar o raio da incerteza, buscando uma visão otimista das variáveis de incerteza, respeitando as restrições que as envolvem. Mehdizadeh et al. (2018) utilizam essa estratégia para a resolução de seus modelos.

O segundo nível, ou subproblema, é relacionado ao caso base, que agora respeita o desvio crítico determinado pelo tomador de decisões. Este desvio representa até quanto o tomador de decisão ou operador do sistema está disposto a aumentar, no caso da função de robustez, ou diminuir, no caso da função de oportunidade, do orçamento ou custo total. Esse novo problema de otimização considerando as incertezas deve ser resolvido até que se encontre o nível de tolerância, ou desvio crítico da função objetivo. Assim, é possível identificar qual o grau de incerteza para as funções de robustez do modelo em questão, ou seja, se o problema for de despacho, então encontram-se quais as piores realizações de geração fotovoltaica e demanda são aceitas para respeitar o desvio determinado para essa função, assim como quais os valores mais otimistas das incertezas apresentadas são encontrados através da função de oportunidade, respeitando o desvio dessa função. Os valores de desvio crítico podem ser alterados para que se faça uma análise de sensibilidade com as múltiplas avaliações dos níveis de incerteza que podem ser obtidos.

FIGURA 2 – FLUXOGRAMA DA METODOLOGIA DESENVOLVIDA



FONTE: Autoria própria (2022). Adaptado de Ahmadi et al. ,2019, Bahramara et al. ,2019.

LEGENDA: Em laranja estão indicadas as fases da primeira etapa do modelo, sem considerar incerteza, em cinza as fases da segunda etapa, modelando as incertezas através das funções de robustez e oportunidade do método TDLI.

A FIGURA 2 apresenta o fluxograma da metodologia da TDLI, com a primeira etapa através da determinação do caso base por um modelo determinístico, inicializando com valores previstos de incerteza como dados de entrada, resolver o modelo determinístico e salvar o valor da função objetivo encontrada para utilizar como caso base de inicialização da segunda etapa. Com o valor do caso base, determina-se o valor crítico a ser trabalhado para as funções de robustez e oportunidade, já que a segunda etapa considera as incertezas de geração e demanda. O método TDLI é aplicado maximizando ou minimizando os parâmetros de incerteza e encontra-se o valor da função objetivo. Se a diferença entre o valor encontrado e o valor crítico respeita uma tolerância pré-determinada, fim, caso contrário, o valor crítico é alterado até que se respeite a tolerância.

2.4 PREMISSAS DE FUNÇÕES MULTIOBJETIVO

O TDLI, como visto na seção 2.3, trabalha com o parâmetro de incerteza. Entretanto, quando se tem problemas que utilizam mais de uma variável de incerteza, pode-se agregar diferentes parâmetros de incertezas, os quais podem ser conflitantes, como a geração e a demanda, já que, dependendo do desvio baseado no custo, o problema de otimização vai buscar maximizar, ou minimizar, o parâmetro de incerteza da geração, por exemplo, sem alterar o parâmetro de incerteza da demanda. Ou seja, quanto mais variáveis de incertezas o problema tem, mais funções objetivo são necessárias na modelagem do problema, tornando o problema multi-objetivo. Geralmente, as funções multi-objetivo não encontram uma única solução ótima do problema, encontrando um conjunto de soluções ótimas, ou eficientes. Este conjunto é denominado como curva de Pareto. Um exemplo de funções multiobjetivo é apresentado na Equação 2.9.

$$\max(f_1(x), f_2(x), f_3(x), \dots, f_p(x)) \quad (2.9)$$

Sujeito à

$$x \in S \quad (2.10)$$

Onde:

p é o número de funções objetivo

S é um conjunto de soluções ótimas

Existem várias estratégias de encontrar a curva de Pareto. Rezaei et al. (2019) analisa os riscos do mercado de energia utilizando uma microrrede considerando as incertezas do preço do mercado e das cargas da microrrede resolvendo o problema multiobjetivo com o método de interseção de limite normal (do inglês, *normal boundary intersection method*) para encontrar as soluções eficientes do problema. Já Khaloie et al. (2020) tem como funções objetivo a maximização dos lucros do mercado de energia e a minimização de gases poluentes e utiliza uma versão modificada do método *epsilon-constraint* no qual é possível controlar o número de soluções encontradas. Similarmente, Shojaei et al. (2021) também encontra as soluções de Pareto pelo *epsilon-constraint*, e utiliza lógica Fuzzy e uma abordagem *min-max* para determinar a melhor solução ótima deste conjunto, já que o trabalho considera incertezas na geração eólica e na demanda no

problema do planejamento de potência reativa, e essas incertezas são modeladas pelo TDLI, fazendo com que o problema seja biobjetivo.

Zhu et al. (2020) modela a otimização coordenada de sistemas de grande porte e tem como objetivos a maximização a quantidade de energia gerada, com base na geração hidroelétrica e fotovoltaica, e minimizar o desvio padrão da potência de saída. Para resolver o problema de dois objetivos, os autores utilizam um algoritmo evolutivo baseado em modelagem frontal genérica paralela (do inglês, *parallel generic front modeling based evolutionary algorithm*) para medir a adequação das soluções candidatas, em que o conjunto de indivíduos formam o enxame. Três operadores principais são utilizados, o cruzamento, a mutação e a seleção, e em um processo iterativo, o algoritmo é capaz de identificar as soluções da curva de Pareto. Rahmani e Amjady (2019) utilizam o método de domínio de busca direcionada aprimorada (do inglês, *enhanced directed search domain*) para encontrar o conjunto de soluções dos parâmetros de incertezas relacionados as gerações eólica, fotovoltaica e demanda. Para isso, é necessário definir pontos de arco, resolvendo cada função objetivo como se fosse única, para então normalizar as funções objetivo do sistema. Com isso, é possível criar os pontos do hiperplano, que seria o conjunto de incerteza “perfeito”, gerando assim as soluções de Pareto.

Aghaei et al. (2011) utiliza um método adaptado do *epsilon constraint*, o *augmented epsilon constrain*, ou augmecon, considerando como objetivos a minimização do custo de oferta de energia e reserva e a maximização da margem de energia transitória de energia e a maximização da margem de estabilidade da tensão. Basicamente, se define um dos objetivos como principal, para que os outros se tornem restrições do problema, considerando uma variável de folga, a qual deve ser considerada também na função objetivo principal, diferente do *epsilon-constraint*, que não utiliza a variável de folga. A partir da criação da matriz de payoff, em um processo iterativo, o algoritmo é capaz de identificar as soluções de Pareto, de acordo com o número de soluções definido como parâmetro de entrada. Com as soluções ótimas, os autores utilizam uma lógica fuzzy para determinar a solução “mais preferível” para o problema. Similarmente, Mazidi et al. (2016) utiliza o método augmecon, em seus objetivos são maximizar os parâmetros de incerteza relacionados ao preço de mercado e à demanda da rede. Assim como no artigo anterior, cria-se a matriz de payoff para encontrar as soluções de Pareto. A fim de definir a melhor solução para o problema, dependendo de definições do tomador de

decisão, os autores consideram o maior valor de erros previstos para ambas as funções objetivo.

Dentre as várias formas de lidar com mais de uma função objetivo, neste trabalho de dissertação devido a sua simplicidade de aplicação, é utilizado o método augmecon para definir a curva de Pareto, visando obter os valores dos parâmetros de incerteza para a geração fotovoltaica e para a demanda.

2.5 MODELO GENÉRICO DO AUGMECON

O método augmecon, proposto por Mavrotas (2009), consistem em reformular o problema para ter um único objetivo, transformando as outras funções objetivo em restrições do problema. Para encontrar as soluções, otimização lexicográfica é usada para calcular a matriz de payoff que dará o *range* dessas soluções. A matriz de payoff é obtida analisando cada objetivo f_p de forma individual, otimizando cada vetor de variáveis de decisão x_p do problema vendo o comportamento dos outros objetivos na otimização. Assim, quando se obtém o valor ótimo da função objetivo (FO) e das variáveis do problema, se calcula os valores das outras funções objetivo. Faz esse processo até que se encontros os valores de todas as funções objetivos referentes as variáveis do problema. A matriz apresentada na Equação 2.13 apresenta a forma generalizada da matriz de payoff.

$$PM = \begin{bmatrix} f_1^*(x_1^*) & \cdots & f_i(x_1^*) & \cdots & f_p(x_1^*) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_1(x_i^*) & \cdots & f_i^*(x_i^*) & \cdots & f_p(x_i^*) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_1(x_p^*) & \cdots & f_i(x_p^*) & \cdots & f_p^*(x_p^*) \end{bmatrix} \quad (2.11)$$

Os valores encontrados são usados como valores máximos e mínimos de cada função objetivo, criando um range das $p-1$ funções objetivo que serão usadas como restrições do novo problema de único objetivo, como pode ser visto na Equação 2.14.

$$r_k = f_k^*(x_k^*) - \min(f_k(x_1^*), \dots, f_k(x_p^*)) \quad \forall k = 2, \dots, p \quad (2.12)$$

Com esse *range*, um número específico de pontos a serem encontrados da curva de Pareto é determinado, em que cada iteração produz uma relaxação no

problema. O método augmecon pode ser formulado como é visto nas Equações 2.15 a 2.18.

$$P = \max \left(f_1(x) + \varepsilon \cdot \left(\frac{s_2}{r_2} + \frac{s_3}{r_3} + \dots + \frac{s_p}{r_p} \right) \right) \quad (2.13)$$

Sujeito à:

$$f_2(x) - s_2 = e_2 \quad (2.14)$$

$$f_3(x) - s_3 = e_3 \quad (2.15)$$

...

$$f_p(x) - s_p = e_p \quad (2.16)$$

Onde:

ε é um número relativamente pequeno, normalmente na casa de 10^{-3} a 10^{-6}

s_p são as variáveis de folga das restrições associadas às funções objetivo

r_p são os *ranges* para as funções objetivo

e_p são as variações paramétricas para encontrar as soluções de Pareto

As variações paramétricas são feitas em cada iteração pela definição do número de intervalos, como mostra a Equação 2.19.

$$e_k = LB_k + (i_k * r_k) / g_k \quad \forall k = 2, \dots, p \quad (2.17)$$

Onde:

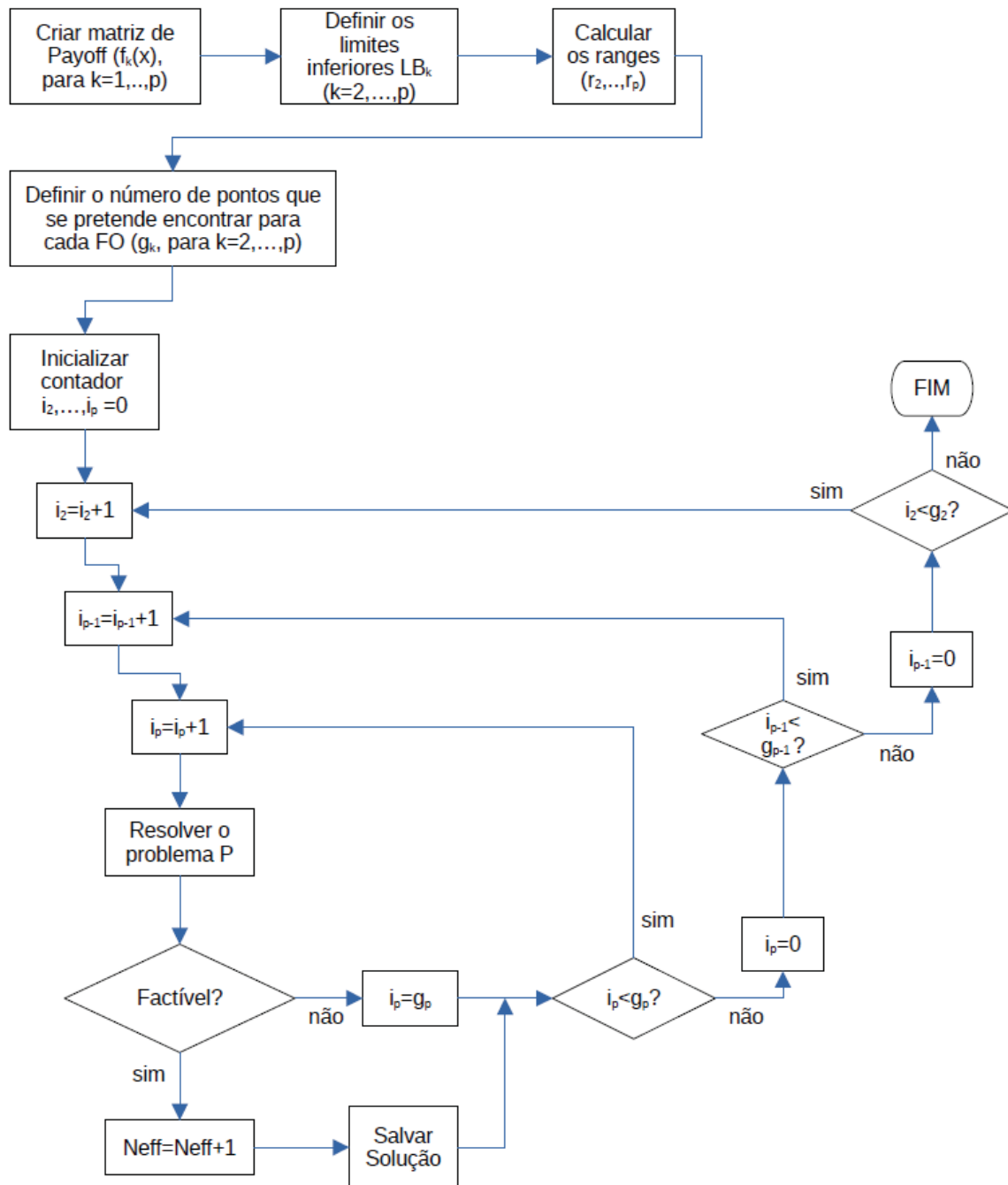
LB_k é o limite inferior da função objetivo k

i_k é o contador de iterações da função objetivo k

g_k é o número de pontos que se busca encontrar soluções

Com isso, é possível se obter um conjunto de soluções eficientes do problema, que serão analisadas pelo tomador de decisões a fim de determinar qual é a solução “mais preferível”. A FIGURA 3 apresenta um fluxograma dos passos para encontrar as soluções eficientes do método augmecon.

FIGURA 3 – FLUXOGRAMA DO MÉTODO AUGMECON PARA PROBLEMAS MULTIOBJETIVO



FONTE: Adaptado de Mavrotas (2009).

Ao definir a matriz de payoff, isolando cada um dos objetivos para se obter os seus valores, caso o problema fosse de um único objetivo, os limites inferiores das $p-1$ FOs são determinados a partir dessa matriz. Daí, se faz o cálculo do *range* de cada uma das $p-1$ FOs, que é a diferença entre o valor ótimo e o limite inferior (Equação 2.14). Assim, um número de pontos g_k é determinado pelo tomador de

decisões para que sejam encontradas até g_k soluções ótimas do problema. É importante ressaltar que quanto maior o número de pontos g_k determinado, soluções mais precisas são obtidas, mas que também aumenta o tempo computacional, por ser um processo iterativo. Com todos os parâmetros definidos, é iniciado o processo iterativo. As iterações ocorrem em loops internos que dependem do número de FOs do problema. Quanto mais FOs, maior a complexidade e tempo computacional. Para a iteração da última função objetivo, verifica-se a factibilidade de cada conjunto de pontos das FOs. Caso seja factível, essa solução é salva em um conjunto Neff, que representa o conjunto de soluções eficientes encontradas. Caso não seja factível, o algoritmo sai do laço mais interno do processo iterativo. Caso o número de iterações atinja o número g_k determinado, o algoritmo encerra aquele laço. Quando se faz a varredura de todas as combinações do processo iterativo, o conjunto de soluções eficiente forma a curva de Pareto.

2.6 MODELAGEM ORIENTADA A DADOS

Nos últimos anos, há uma facilidade na obtenção de dados referentes a sistemas de potência. Os operadores das microrredes e de sistemas de grande porte tiveram a necessidade de monitoramento para uma melhor eficiência do sistema, aumentando a disponibilidade de dados técnicos e operacionais. Bertsimas et al. (2018) afirmam que para problemas de otimização que consideram incertezas necessitam se adaptar a essa inserção massiva de dados, e motivados por este fator, os autores desenvolvem uma estrutura generalizada inserindo os dados para formular o conjunto de incertezas utilizando otimização robusta. Similarmente, Hussain et al. (2019) utilizam dados históricos para estimar os limites das incertezas de demanda, preço de mercado e das FRVs para cada intervalo. Essas incertezas são projetadas como um conjunto poliédrico e os autores afirmam que os dados históricos contribuíram para controlar o conservadorismo da solução. A abordagem orientada a dados tem se expandido no problema da operação, outros trabalhos também utilizam esta técnica e podem ser verificados pelos leitores: Ciftci et al. (2020), Hou et al. (2020) e Gan et al. (2021), mostrando que seu uso está sendo concretizado.

Ainda que não seja necessário utilizar um conjunto de dados para a modelagem do TDLI, isto faz com que as soluções encontradas sejam muito

conservadoras, aumentando as opções de custo para o tomador de decisões. A introdução de uma modelagem orientada a dados aplicada ao TDLI, até onde a autora pode investigar, foi abordada em apenas um trabalho. Li et al. (2019) utiliza os dados históricos para encontrar a melhor estratégia de licitação no mercado não-cooperativo de energia. A incerteza deste modelo está inserida na geração eólica. Os autores consideram tanto o erro previsto quando distribuição de probabilidade dos dados históricos. Com isso, se cria um conjunto de ambiguidade em que o parâmetro de incerteza é modelado de forma que respeite os limites inferiores e superiores da distribuição de probabilidade empírica. Assim, a nova variável do problema é um parâmetro de incerteza orientado a dados. Entretanto, nesta formulação, os parâmetros da definição do conjunto de incertezas não são estabelecidos de forma científica, sendo estes encontrados apenas de uma forma exaustiva. Por isso, optou-se por, assim como Lara Filho (2021), que a formulação orientada a dados é utilizada para projetar o conjunto de incertezas, como em Velloso et al. (2020), como uma envoltória convexa dos dados históricos. Esta formulação é apresentada nas Equações 2.20 e 2.21

$$\lambda = \sum_{c=1}^{NC} w_c * \lambda_c \quad (2.18)$$

$$\sum_{c=1}^{NC} w_c = 1 \quad (2.19)$$

$$w_c \geq 0 \quad (2.20)$$

Onde NC é o número de cenários total, c é um dos cenários, w_c é o peso considerado na combinação linear, o qual não pode ser nulo, conforme a Equação 2.22. Com essas equações, uma combinação linear dos cenários será obtida com a somatória dos pesos w_c . O cenário resultante dependerá do objetivo. Caso o objetivo seja maximizar os custos, o pior cenário será encontrado. Caso seja minimizar, o melhor cenário possível será encontrado, o que será baseado nos dados históricos existentes.

2.7 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO

Como citado anteriormente, este trabalho baseia-se na dissertação desenvolvida por Lara Filho (2021), que considera múltiplas restrições e

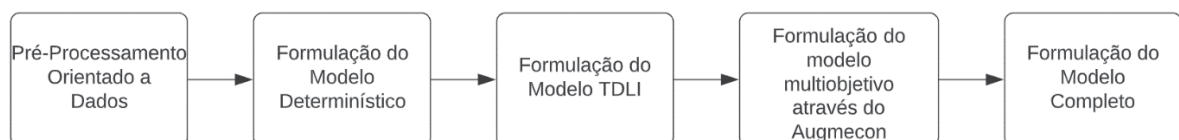
contribuições operacionais de microrredes, como resposta da demanda, baterias, geração distribuída, além de avaliar as incertezas derivadas das fontes intermitentes e demandas. A aplicação do TDLI para este tipo de problema, como visto da TABELA 2 comparativa dos trabalhos analisados, ainda é uma metodologia nova para o problema da programação diária de microrredes. Além disso, os trabalhos costumam abordar apenas partes das características da microrredes e restrições que são consideradas neste trabalho. Destaca-se que nesta dissertação de mestrado, as incertezas relacionadas à geração fotovoltaica e à demanda são consideradas simultaneamente através da estratégia de aversão ao risco, ou função de robustez do TDLI. Por considerar mais de uma incerteza, as soluções ótimas são encontradas através da formulação multi-objetivo augmented, como Aghaei et al. (2011). Os dados históricos são utilizados para melhorar as soluções muito conservadoras, por isso, uma nova abordagem TDLI orientada a dados é utilizada para reduzir o custo máximo total do sistema sob incertezas.

3 MATERIAL E MÉTODOS

Quando a microrrede está conectada diretamente na rede, ela pode ser considerada uma rede de distribuição ativa de pequeno porte, ou seja, ela pode tanto receber como injetar potência da rede principal. Entretanto, esta conexão necessita de um sistema de controle, normalmente denominado sistema de gerenciamento, que controla todos os recursos energéticos na microrrede, incluindo as baterias, as cargas controláveis, geração distribuída, e quaisquer outros recursos que possam estar presentes. Assim como será visto a seguir, as singularidades presentes nos aparelhos fazem com que cada um seja formulado de forma diferente, de forma que o problema de otimização não venha violar as restrições operacionais desses aparelhos. Por isso, a formulação matemática para solucionar o problema da programação diária de microrredes utilizando TDLI como técnica para lidar com incertezas é apresentada neste capítulo. O intuito é descrever todas as restrições operacionais e a função objetivo do problema, bem como a aplicação das técnicas apresentadas no Capítulo 2.

As técnicas utilizadas e suas formulações serão descritas conforme a sua utilização no modelo proposto, iniciando pelo pré-processamento orientado a dados. Como a técnica TDLI exige que se solucione o modelo determinístico como primeira etapa, por isso, as formulações do modelo estão detalhadas na seção 3.2. O modelo TDLI é apresentado, seguido da técnica multiobjetivo do problema, finalizando com o modelo proposto completo. O fluxograma apresentado na FIGURA 4 descreve a sequência das ações abordadas neste capítulo.

FIGURA 4 – FLUXOGRAMA DAS TÉCNICAS UTILIZADAS EM ORDEM DE APRESENTAÇÃO DO CAPÍTULO.



FONTE: O autor (2022).

3.1 FORMULAÇÃO DO PRÉ-PROCESSAMENTO ORIENTADO A DADOS

Na seção 2.6, foi apresentado um modelo orientado a dados. Este modelo é utilizado como um pré-processamento para identificar os limites dos parâmetros de

incerteza. Baseada no modelo de Velloso et al. (2020), os dados históricos são utilizados para remodelar o conjunto de incerteza. Neste processo, um conjunto de dados históricos é utilizado como dados de entrada do modelo de otimização robusta orientada a dados proposto no trabalho de dissertação de mestrado de Lara Filho (2021) que resulta em um único cenário de geração fotovoltaica e um único cenário de demanda. Quando o objetivo é a maximização dos custos, estes cenários representam o pior caso com base nos dados históricos, entretanto, para a função de oportunidade do TDLI, também é necessário encontrar quais seriam os melhores cenários, por isso, alterou-se o algoritmo original para que os custos fossem minimizados a fim de se encontrar uma geração fotovoltaica máxima e demanda mínima. Para que o algoritmo não encontre apenas o pior caso para cada período do horizonte de tempo e respeite as dependências temporais do conjunto de cenários históricos, como verificado por Lara Filho (2021), um peso é otimizado para cada cenário histórico, se obtendo um cenário resultante completo de 24 períodos, como apresenta a Equação 3.1 para a geração fotovoltaica.

$$\begin{aligned}
 gpv_b^{av} &= \{ gpv_b^{av} \in R^{N \times NB} | gpv_b^{av} = \sum_{d1=1}^{D1} \varphi_{G_{d1}} \overline{gpv_{b,d1}^{av}}, \sum_{d1=1}^{D1} \varphi_{G_{d1}} \\
 &= 1, \varphi_{G_{d1}} \geq 0 \}
 \end{aligned} \tag{3.1}$$

Onde:

- $D1$ é o conjunto de cenários para a geração fotovoltaica;
- gpv_b^{av} é um vetor de 24 posições que representa a geração fotovoltaica disponível resultante a cada horário para a barra b ;
- $\overline{gpv_{b,d1}^{av}}$ é um vetor de 24 posições que representa a geração fotovoltaica disponível a cada horário em uma barra b em um cenário histórico $d1$ dentro do conjunto de cenários $D1$;
- $\varphi_{G_{d1}}$ é o peso que é dado para a cada um dos cenários históricos de geração fotovoltaica na combinação linear.

Este modelo resulta que dentro do conjunto de cenários, será definido um cenário para o pior caso, que é uma combinação linear dos cenários existentes do histórico de medições que se possui. O peso que é aplicado a um cenário faz com que não sejam selecionados o pior cenário apenas para cada horário, mas para um

cenário de 24 períodos. De forma similar, a demanda também tem seu conjunto de incertezas reprojetoado baseado nos dados históricos:

$$\begin{aligned} \mathbf{pd}_b^{Total} = \{ \mathbf{pd}_b^{Total} \in R^{N \times NB} | \mathbf{pd}_b^{Total} = \sum_{d2=1}^{D2} \varphi_{D_{d2}} \overline{\mathbf{pd}_{b,d2}^{Total}}, \\ \sum_{d2=1}^{D2} \varphi_{D_{d2}} = 1, \varphi_{D_{d2}} \geq 0 \} \end{aligned} \quad (3.2)$$

Onde:

- $D2$ é o conjunto de cenários para a demanda;
- $\mathbf{pd}_b^{Total}$ é um vetor de 24 posições que representa a demanda resultante a cada horário para a barra b ;
- $\overline{\mathbf{pd}_{b,d2}^{Total}}$, é um vetor de 24 posições que representa a demanda a cada horário em uma barra b em um cenário histórico $d2$ dentro do conjunto de cenários $D2$;
- $\varphi_{D_{d2}}$ é o peso que é dado para cada um dos cenários históricos de geração fotovoltaica na combinação linear.

Os vetores de 24 posições resultantes para a geração fotovoltaica e demanda são utilizados como limite inferior e superior, respectivamente, das variáveis incertas no modelo TDLI.

3.2 FORMULAÇÃO MATEMÁTICA DO MODELO DETERMINÍSTICO

Este trabalho de dissertação utiliza a formulação do modelo de programação diária de microrredes de Lara Filho (2021). A fim de que a compreensão do leitor seja facilitada, optou-se por representar os parâmetros do problema (dados que não são variáveis ao decorrer do tempo) na forma de letras maiúsculas (X), já as variáveis, serão apresentadas na forma de letras minúsculas (x), e caso seja uma variável de natureza incerta e se esteja utilizando os valores previstos, esta será representada por $\tilde{x}$. Ao considerar variáveis em negrito ($\mathbf{x}$), significa dizer que são parâmetros resultantes do pré-processamento orientado a dados.

3.2.1 Função Objetivo

Como apresentado na seção 2.3, a primeira etapa do TDLI é definir o modelo determinístico. Por ser um problema de programação diária, o objetivo é minimizar os custos totais de operação da microrrede. Sendo assim, a função objetivo do problema determinístico é apresentada na Equação 3.3:

$$\min \sum_{t=1}^N cb_t + cd_t + cgrid_t + cls_t \quad (3.3)$$

Em que cb_t é o custo operacional horário total das baterias da microrrede em R\$ durante um período t para todo o horizonte de planejamento N . cd_t é o custo de operação da geração térmica a diesel, em R\$, durante o período t do horizonte de planejamento e $cgrid_t$ é o custo ou benefício da transação de energia durante um período t com a rede principal de distribuição, em R\$. Caso esse custo seja negativo, isso significa dizer que houve injeção de energia na rede, representando benefício financeiro para a microrrede. Caso seja positivo, quer dizer que a geração da microrrede não é suficiente para suprir a demanda, havendo a necessidade de comprar energia da rede, representado custos para microrrede. cls_t é o custo de corte de carga em R\$, caso não seja possível alimentar toda a demanda em um determinado período. Este corte prejudicar principalmente o consumidor, e por isso, há um alto custo para o operador da microrrede.

Os custos operacionais podem ser calculados como mostram as Equações 3.4 – 3.7

$$cb_t = \sum_{b=1}^{NB} deg_{t,b} * InvBat_b \quad \forall t \quad (3.4)$$

$$cd_t = \sum_{b=1}^{NB} C_g * gd_{b,t} \quad \forall t \quad (3.5)$$

$$cgrid_t = \sum_{b=1}^{NB} ne_{t,b} * Te_t \quad \forall t \quad (3.6)$$

$$cls_t = \sum_{b=1}^{NB} ls_{b,t} \quad \forall t \quad (3.7)$$

Onde $deg_{t,b}$ é a degradação percentual de vida útil das baterias no período t em cada barra b que a bateria está alocada, a qual depende do número de barras NB do sistema. $InvBat_b$ é o investimento inicial da bateria, que é o preço de compra da bateria que é instalada na barra b com 100% de vida útil em R\$. Os custos da geração térmica (Equação 3.5) dependem do custo de operação C_g de cada gerador alocado na barra b e a potência produzida $gd_{b,t}$ por cada gerador térmico da barra b durante o período t . Já os custos/benefícios de transação com a rede, na Equação 3.4, dependem da tarifa horária de energia Te_t e da energia comprada ou injetada pela microrrede $ne_{t,b}$ em cada barra b no período t . Os custos relacionados a carga não atendida, ou corte de carga, $ls_{b,t}$ são apresentados na Equação 3.7. Cada variável dos custos depende das restrições operacionais dos componentes da microrrede, conforme será apresentado nas próximas seções.

3.2.2 Restrições das Baterias

A formulação das baterias se baseia pela modelagem que foi proposta por Wu et al. (2012), como MILP, a qual tem uma relação com variáveis binárias e contínuas. Uma das considerações da bateria é que ela não pode carregar e descarregar durante o mesmo período. Por isso, variáveis binárias que representam a operação da bateria, ou seja, se ela está carregando ou descarregando, são adicionadas na formulação. Caso a variável x^c seja 1, significa que a bateria está carregando, caso seja 0 é porque não está carregando. Se a variável x^d for 1, quer dizer que a bateria está descarregando, caso seja 0, quer dizer que a bateria não está descarregando. Sendo assim, a relação entre a operação de carga e descarga pode ser vista na Equação 3.8:

$$x_{t,b}^c + x_{t,b}^d \leq 1 \quad \forall t, b \quad (3.8)$$

Em que $x_{t,b}^c$ e $x_{t,b}^d$ são as variáveis binárias que representam a operação de carga e descarga, respectivamente, da bateria alocadas na barra b durante um período t . Essas variáveis são acopladas nos valores de carga e descarga contínuos

da bateria. Limites mínimos e máximos são estabelecidos de acordo com os parâmetros da bateria, além de serem acionados apenas se a variável binária for 1:

$$Amin_b^c \cdot x_{t,b}^c \leq a_{t,b}^c \leq Amax_b^c \cdot x_{t,b}^c \quad \forall t, b \quad (3.9)$$

$$Amin_b^d \cdot x_{t,b}^d \leq a_{t,b}^d \leq Amax_b^d \cdot x_{t,b}^d \quad \forall t, b \quad (3.10)$$

Onde:

$Amin_b^c$, $Amax_b^c$, $Amin_b^d$ e $Amax_b^d$ são as capacidades mínima e máxima de carga e descarga, respectivamente, para a bateria instalada na barra b durante um período t , em pu médio

$a_{t,b}^c$ e $a_{t,b}^d$ são os valores contínuos de carga e descarga, respectivamente, da bateria instalada na barra b em um período t em pu médio

O estado de carga da bateria pode ser representado como a diferença entre as cargas e descargas da bateria:

$$a_{t,b} = a_{t,b}^c + a_{t,b}^d \quad \forall t, b \quad (3.11)$$

Esses valores de operação da bateria são utilizados para definir o estado de carga da bateria (SoC, do inglês, *state of charge*), como visto na Equação 3.12. Esse estado precisa respeitar limites máximos e mínimos de carga armazenada (Equação 3.13).

$$soc_{t,b} = soc_{t-1,b} + \Delta t * (a_{t,b}^c \cdot \eta^c - \frac{a_{t,b}^d}{\eta^d}) \quad \forall t, b \quad (3.12)$$

$$SOC_b^{min} \leq soc_{t,b} \leq SOC_b^{max} \quad \forall t, b \quad (3.13)$$

Onde:

$soc_{t,b}$ é o valor do estado de carga da bateria instalada na barra b no período t em pu.h

$soc_{t-1,b}$ é o valor do estado de carga da bateria instalada na barra b no período anterior ao analisado

η^c e η^d são as eficiências percentuais de carga e descarga da bateria, respectivamente

SOC_b^{min} e SOC_b^{max} são, respectivamente, as capacidades mínima e máxima total de armazenamento da bateria instalada na barra b , em pu.h

Δt é a duração do período t em horas. Se os períodos são de uma hora como o caso deste trabalho, então $\Delta t = 1$

De acordo com Buzzá (2018), a degradação depende da profundidade de descarga das baterias ao fim de cada ciclo. Por isso, para calcular a profundidade de descarga em cada ciclo, é necessário ter a informação sobre em que período termina o ciclo de descarga. As variáveis binárias y^{ON} , y^{OFF} , z^{ON} e z^{OFF} foram criadas para determinar o início (on) e fim (off) dos ciclos de carga e descarga, respectivamente. A formulação matemática dessas variáveis relacionadas às variáveis da operação da bateria é apresentada nas Equações 3.14 e 3.15:

$$x_{t,b}^c - x_{t-1,b}^c = y_{t,b}^{ON} - y_{t,b}^{OFF} \quad \forall t, b \quad (3.14)$$

$$x_{t,b}^d - x_{t-1,b}^d = z_{t,b}^{ON} - z_{t,b}^{OFF} \quad \forall t, b \quad (3.15)$$

Onde:

$y_{t,b}^{ON}, y_{t,b}^{OFF}$ são as variáveis binárias que representam o início e o fim do ciclo de carga, quando têm o valor igual a 1, da bateria alocada na barra b em um período t .

$z_{t,b}^{ON}, z_{t,b}^{OFF}$ são as variáveis binárias que representam o início e o fim do ciclo de descarga, quando têm o valor igual a 1, da bateria alocada na barra b em um período t .

Com isso, as variáveis $z_{t,b}^{ON}$ e $z_{t,b}^{OFF}$ se destacam no cálculo da degradação da bateria pela profundidade de do ciclo de descarga. Assim, a degradação pode ser calculada como mostra a seguir:

$$deg_{t,b} \geq A_f \cdot dod_{t,b} - B_f \quad \forall t, b, f \quad (3.16)$$

Em que $dod_{t,b}$ é a profundidade de descarga da bateria em pu.h. Utilizando a implementação de Lara Filho (2021), a equação linear para encontrar a degradação da bateria dependendo da profundidade de descarga $dod_{t,b}$ da bateria

alocada na barra b no período t depende de uma variável linear A_f e uma variável constante B_f que depende da função utilizada do método de linearização proposto por Buzzá (2018).

3.2.3 Restrições de Geração

De acordo com os trabalhos de Nayak et al. (2021) e Zein Alabedin et al. (2012), as microrredes podem ser alimentadas por fontes de energia despacháveis, não despacháveis, ou pela combinação delas. Neste trabalho, se considera como fonte despachável a geração térmica a diesel, e como fonte não despachável a geração fotovoltaica. No caso determinístico, a geração fotovoltaica utilizada, por ser uma variável de incerteza do problema, é baseada em dados previstos. Já a geração térmica precisa respeitar os limites mínimo e máximo de geração:

$$Gd_b^{min} \leq gd_{t,b} \leq Gd_b^{max} \quad \forall t, b \quad (3.17)$$

Em que Gd_b^{min} e Gd_b^{max} são os limites mínimos e máximos do problema, em pu.h.

3.2.4 Restrições de Transação de Energia com a Rede de Distribuição

Assim como apresentado no Capítulo 2, as microrredes podem ser operadas de forma isolada ou conectadas à rede. Neste modo de operação, é necessário considerar a injeção, no caso de haver excedente de energia em determinado horário, ou compra de energia da rede, em caso dos recursos da microrrede não serem o suficiente para o suprimento da demanda. Por isso, o balanço de potência considera a energia injetada ou consumida da rede, o qual depende do balanço de potência em todas as barras do sistema:

$$\sum_{b=1}^{NB} ne_b \leq \frac{\sum_{t=1}^T \sum_{b=1}^{NB} ne_{t,b}}{(24 * LF)} \quad \forall t, b \quad (3.18)$$

Em que LF é o fator de carga, que neste trabalho é calculado através da média de todas as cargas do sistema pela maior carga existente. No caso determinístico, os valores de demanda são dados previstos.

$$LF = \frac{\sum_{t=1}^T \sum_{b=1}^{NB} \widetilde{pd}_{t,b}^{Total}}{Max(\widetilde{pd}_{t,b}^{Total})} \quad \forall t, b \quad (3.19)$$

Onde $\widetilde{pd}_{t,b}^{Total}$ é a demanda total do sistema, de cada período t na barra b , em pu.

3.2.5 Fluxo de Potência

O fluxo de potência na rede interna da microrrede pode ser formulado como não-linear. Entretanto, modelos não-lineares tornam o problema mais difícil, podendo aumentar o tempo computacional consideravelmente e dificultando a convergência. Por isso, muitos autores não consideram o fluxo de potência da rede interna da microrrede, ou consideram apenas o modelo CC, que avalia o acoplamento da potência ativa e abertura angular apenas e uma tensão de 1 pu constante para todas as barras do sistema. Entretanto, para modelos de gerenciamento da microrrede, e a operação da microrrede de forma ilhada necessitam do controle de tensão nas barras. Por isso, optou-se por adotar um modelo de fluxo de potência CA linearizado, como em Yuan et al. (2018), que considera o modelo linearizado sem perder as informações sobre as tensões nas barras. Com isso, é possível formular o fluxo das potências ativa e reativa de cada linha da rede interna da microrrede:

$$p_{fl_{t,l}} = \frac{R_{ij}}{R_{ij}^2 + X_{ij}^2} \cdot (v_{i_t} - v_{j_t}) + \frac{X_{ij}}{R_{ij}^2 + X_{ij}^2} \cdot (\theta_{i_t} - \theta_{j_t}) \quad \forall t, b \quad (3.20)$$

$$q_{fl_{t,l}} = \frac{X_{ij}}{R_{ij}^2 + X_{ij}^2} \cdot (v_{i_t} - v_{j_t}) + \frac{R_{ij}}{R_{ij}^2 + X_{ij}^2} \cdot (\theta_{i_t} - \theta_{j_t}) \quad \forall t, l \quad (3.21)$$

Em que:

$p_{fl_{t,l}}$ é o fluxo de potência ativa na linha l no período t em pu médio (utiliza-se uma potência de base S_{base} para transformar a potência de kW para pu)

$q_{fl_{t,l}}$ é o fluxo de potência reativa na linha l no período t em pu (médio utiliza-se uma potência de base S_{base} para transformar a potência de kVAr para pu)

R_{ij} e X_{ij} são, respectivamente a resistência e reatância de uma linha l que conecta as barras i e j , em pu (considera-se a impedância de base Z_{base} do sistema para transformar os valores em pu)

v_{i_t} e v_{j_t} são as tensões das barras i e j , respectivamente, em um período t , que estão conectadas à linha l , em pu (considera-se uma tensão de base V_{base} para transformar os valores de V para pu)

θ_{i_t} e θ_{j_t} representam as aberturas angulares das barras i e j , respectivamente, que estão conectadas à linhas l , durante um período t em radianos.

Além disso, é necessário que as potências ativa e reativa não violem os limites de fluxo máximo das linhas:

$$-P_{fl_t}^{max} \leq p_{fl_t,l} \leq P_{fl_t}^{max} \quad \forall t, l \quad (3.22)$$

$$-Q_{fl_t}^{max} \leq q_{fl_t,l} \leq Q_{fl_t}^{max} \quad \forall t, l \quad (3.23)$$

Onde:

$P_{fl_t}^{max}$ e $Q_{fl_t}^{max}$ são as capacidades máximas de fluxo de potência ativa e reativa, respectivamente, de uma linha l , em pu médio.

Para respeitar o balanço energético de potência ativa e reativa, a somatória de fluxo nas linhas, tanto a potência que entra quanto a potência que sai das linhas que estão conectadas em determinada barra da microrrede:

$$p_{t,b} - \sum_{l=1}^{\Omega b} p_{fl_t,l} = 0 \quad \forall t, l \quad (3.24)$$

$$q_{t,b} - \sum_{l=1}^{\Omega b} q_{fl_t,l} = 0 \quad \forall t, l \quad (3.25)$$

Onde:

$p_{t,b}$ e $q_{t,b}$ são as injeções de potência ativa e reativa em uma barra b em um período t em pu médio.

Ωb é conjunto de linhas que estão conectadas à barra b

O cálculo da injeção de potência ativa e reativa em cada barra pode ser visto nas Equações 3.26 e 3.27:

$$p_{t,b} = \frac{ne_{t,b}}{\Delta t} \quad \forall t, b \quad (3.26)$$

$$q_{t,b} = \tan(FP) * p_{t,b} \quad \forall t, b \quad (3.27)$$

Onde:

$\tan(FP)$ é o fator de proporcionalidade entre a potência ativa e reativa, considerando um fator de potência fixo

Também é determinado a diferença angular e a tensão da barra definida como referência:

$$\theta_{t,ref} = 0 \quad \forall t, ref \quad (3.28)$$

$$v_{t,ref} = 1 \quad \forall t, ref \quad (3.29)$$

A tensão também precisa respeitar limites operacionais, já que picos e afundamentos de tensão são alguns dos problemas que impactam diretamente na qualidade de energia:

$$V_b^{min} \leq v_{t,b} \leq V_b^{max} \quad \forall t, b \quad (3.30)$$

Onde:

V_b^{min} e V_b^{max} são os limites mínimos e máximos de tensão na barra b em um período t . Os limites foram definidos em 0,95 e 1,05 pu.

3.2.6 Cargas Controláveis e Resposta da Demanda

O programa de resposta da demanda é muito importante para a programação diária, pois esta estratégia é capaz de controlar o comportamento da

carga durante o horizonte de planejamento visando reduzir os custos de operação. Shen et al. (2015) propõe o controle das cargas de microrredes por um operador central, o qual poderia ser coordenado de duas formas: *direct load control* (DLC), em que uma parte das cargas pode ser controlada diretamente pelo operador, estas cargas podendo serem ligadas em horários específicos; e *interruptible load management* (ILM), em que essas cargas podem ser cortadas pelo operador em horários de maior tarifa de energia ou pico de demanda, por exemplo. Lara Filho (2021) utiliza a metodologia *direct load control* (DLC), em que define uma parcela das cargas totais da microrrede para serem realocadas para qualquer período do horizonte de planejamento, de acordo com o balanço de potência de forma a minimizar os custos da microrrede. O total de cargas é dividido em cargas controláveis e não controláveis. O percentual de cargas controláveis é aplicado a carga total para todo o horizonte de planejamento para calcular a quantidade de carga total controlável que pode ser realocada:

$$pd_b^{cont} = Dr_b * \sum_{t=1}^N \widetilde{pd}_{t,b}^{Total} \quad \forall t, b \quad (3.31)$$

Onde:

pd_b^{cont} é a quantidade de carga controlável total que é alocada em uma barra b ao longo do dia.

Dr_b é o percentual de carga controlável a ser alocado em uma barra b ao longo do dia.

A partir disso, a carga controlável total pode ser alocada a qualquer período do horizonte de planejamento, utilizando uma variável auxiliar $ac_{t,b}$ para representar o percentual de carga controlável que deve ser alocado:

$$pd_{t,b}^{cont} = ac_{t,b} * pd_b^{cont} \quad \forall t, b \quad (3.32)$$

Onde:

$pd_{t,b}^{cont}$ é a quantidade de carga controlável a ser alocada na barra b em um período t .

$ac_{t,b}$ é o percentual de carga controlável a ser alocada na barra b em um período t .

Neste caso, ao fim do dia, o percentual deve ser igual a 1, mostrando que toda a carga controlável foi alocada durante o dia:

$$\sum_{t=1}^N ac_{t,b} = 1 \quad \forall t, b \quad (3.33)$$

Já as cargas não controláveis serão mantidas como a carga prevista subtraindo o percentual de carga controlável, como mostra a Equação 3.34. Destaca-se aqui que, por ser a modelagem determinística, a demanda é considerada como um parâmetro de entrada.

$$pd_{b,t} = (1 - Dr_b) * \widetilde{pd}_{t,b}^{Total} \quad \forall t, b \quad (3.34)$$

3.2.7 Balanço de Potência

O equacionamento do balanço energético representa o equilíbrio de geração e demanda relacionados ao sistema da microrrede:

$$ne_{t,b} = pd_{t,b} + pd_{t,b}^{cont} + a_{t,b}^c - \widetilde{gpv}_{t,b} - gd_{t,b} - a_{t,b}^d - ls_{t,b} \quad \forall t, b \quad (3.35)$$

Com todas as restrições operacionais formuladas, considerando as baterias, resposta da demanda, geração térmica e fotovoltaica, é possível encontrar o valor do custo total da operação da microrrede. Este valor é usado como dado de entrada da segunda etapa.

3.3 FORMULAÇÃO MATEMÁTICA DA TDLI

Como apresentado anteriormente, a TDLI é resolvido em duas etapas, sendo a primeira, a solução do modelo determinístico, para encontrar o valor do caso base. Como esta dissertação considera a função de robustez para analisar os riscos de incerteza relacionados à geração fotovoltaica disponível e a demanda causam no custo total do sistema. Para a segunda etapa, a formulação matemática será apresentada nesta seção, seguindo a descrição das variáveis mencionada na seção 3.3.

3.3.1 Conjunto de Incertezas

Primeiramente, assim como apresentado na seção 2.3, é necessário definir o conjunto de incertezas que será utilizado dependendo das variáveis incertas do problema. Neste caso, o *envelope-bound* é formulado para a geração fotovoltaica, como apresenta a Equação 3.36, e para a demanda na Equação 3.37:

$$U(\alpha_{Gpv}, \widetilde{gpv}^{av}) = \left\{ gpv^{av} : \left| \frac{gpv^{av} - \widetilde{gpv}^{av}}{\widetilde{gpv}^{av}} \right| \leq \alpha_{Gpv} \right\} \quad (3.36)$$

$$U(\alpha_{Pd}, \widetilde{pd}_{t,b}^{Total}) = \left\{ pd_{t,b}^{Total} : \left| \frac{pd_{t,b}^{Total} - \widetilde{pd}_{t,b}^{Total}}{\widetilde{pd}_{t,b}^{Total}} \right| \leq \alpha_{Pd} \right\} \quad (3.37)$$

Onde:

- U é o conjunto de incertezas
- α_{Gpv} é o parâmetro de incerteza relacionado à geração fotovoltaica
- $\widetilde{gpv}^{av}$ é o valor previsto de geração fotovoltaica
- gpv^{av} é o valor incerto de geração fotovoltaica
- α_{Pd} é o parâmetro de incerteza relacionado à demanda
- $\widetilde{pd}_{t,b}^{Total}$ é o valor previsto de demanda
- $pd_{t,b}^{Total}$ é o valor incerto de geração demanda

O conjunto de incerteza pode ser reescrito como:

$$(1 - \alpha_{Gpv}) * \widetilde{gpv}^{av} \leq gpv_{t,b}^{av} \leq (1 + \alpha_{Gpv}) * \widetilde{gpv}^{av} \quad \forall t, b \quad (3.38)$$

$$(1 - \alpha_{Pd}) * \widetilde{pd}_{t,b}^{Total} \leq pd_{t,b}^{Total} \leq (1 + \alpha_{Pd}) * \widetilde{pd}_{t,b}^{Total} \quad \forall t, b \quad (3.39)$$

Logo, as variáveis incertas estão entre os valores dos parâmetros de incertezas inseridos dos valores previstos.

3.3.2 Função Objetivo

3.3.2.1 Função de Robustez

Diferentemente do modelo determinístico, a segunda etapa busca encontrar qual o pior nível de incerteza do sistema. Por termos duas variáveis de incerteza, o objetivo é maximizar os dois parâmetros de incerteza relacionados à geração e à demanda simultaneamente:

$$\max(\alpha_{Gpv}, \alpha_{Pd}) \quad (3.40)$$

3.3.2.2 Função de Oportunidade

Para o caso mais otimista, a segunda etapa busca encontrar um menor nível de incerteza de forma a melhorar os custos totais. Por isso, ambos os parâmetros incertos são minimizados simultaneamente:

$$\min(\alpha_{Gpv}, \alpha_{Pd}) \quad (3.41)$$

3.3.3 Restrições Operacionais

Como mencionado na seção 2.3, a função objetivo do problema determinístico se torna uma restrição de desigualdade do problema, respeitando o desvio do caso base determinado pelo tomador de decisões. Para a função de robustez, o fator de desvio é uma porcentagem a mais do caso base:

$$\max \sum_{t=1}^N cb_t + cd_t + cgrid_t + cls_t \leq (1 + \gamma) * CustoBase \quad (3.42)$$

Já para a função de oportunidade, o que altera é que se quer encontrar o menor custo operacional possível, e este custo precisa ser menor do que o custo base considerando um fator de desvio que é uma porcentagem a menos deste custo base:

$$\min \sum_{t=1}^N cb_t + cd_t + cgrid_t + cls_t \leq (1 - \gamma) * CustoBase \quad (3.43)$$

Onde:

- N é o número de períodos totais do horizonte de planejamento
- cb_t é o custo operacional horário total das baterias da microrrede em R\$ durante um período t
- cd_t é o custo de operação da geração térmica a diesel, em R\$, durante o período t
- $cgrid_t$ é o custo ou benefício da transação de energia durante um período t com a rede principal de distribuição, em R\$
- cls_t é o custo do corte de carga que ocorre na barra b durante um período t , em R\$
- γ é o desvio crítico definido ao início da segunda etapa
- $CustoBase$ é o custo resultante do modelo determinístico em R\$

Neste caso, a Equação 3.42 mostra que busca se encontrar o pior valor de custo que seja limitado por um desvio, ou acréscimo percentual no caso base. Isso porque o tomador de decisões procura saber o quanto de incerteza o sistema é capaz de suportar elevando-se o custo total. Já a Equação 3.43 visa o menor custo possível encontrando o menor nível de incerteza, ou seja, qual a menor lacuna de informação entre o previsto e o encontrado de forma que se obtenha custos menores. A formulação dos custos é a mesma apresentada na seção 3.2.1:

$$cb_t = \sum_{b=1}^{NB} deg_{t,b} * InvBat_b \quad \forall t \quad (3.44)$$

$$cd_t = \sum_{b=1}^{NB} C_g * gd_{b,t} \quad \forall t \quad (3.45)$$

$$cgrid_t = \sum_{b=1}^{NB} ne_{t,b} * Te_t \quad \forall t \quad (3.46)$$

$$cls_t = \sum_{b=1}^{NB} ls_{b,t} \quad \forall t \quad (3.47)$$

Onde:

- $deg_{t,b}$ é a degradação percentual de vida útil das baterias no período t em cada barra b que a bateria está alocada
- $InvBat_b$ é o investimento inicial da bateria, que é o preço de compra da bateria que é instalada na barra b com 100% de vida útil em R\$.
- C_g é o custo de operação do gerador g alocado na barra b e a potência produzida
- $gd_{b,t}$ é a potência produzida por cada gerador térmico da barra b durante o período t
- $ls_{b,t}$ é o corte de carga que ocorre na barra b durante um período t
- Te_t é tarifa horária de energia durante o período t
- $ne_{t,b}$ é a energia comprada ou injetada pela microrrede em cada barra b no período t .

A formulação das baterias se mantém como apresentado na Seção 3.2.2:

$$x_{t,b}^c + x_{t,b}^d \leq 1 \quad \forall t, b \quad (3.48)$$

$$Amin_b^c \cdot x_{t,b}^c \leq a_{t,b}^c \leq Amax_b^c \cdot x_{t,b}^c \quad \forall t, b \quad (3.49)$$

$$Amin_b^d \cdot x_{t,b}^d \leq a_{t,b}^d \leq Amax_b^d \cdot x_{t,b}^d \quad \forall t, b \quad (3.50)$$

$$a_{t,b} = a_{t,b}^c + a_{t,b}^d \quad \forall t, b \quad (3.51)$$

$$soc_{t,b} = soc_{t-1,b} + \Delta t * (a_{t,b}^c \cdot \eta^c - \frac{a_{t,b}^d}{\eta^d}) \quad \forall t, b \quad (3.52)$$

$$SOC_b^{min} \leq soc_{t,b} \leq SOC_b^{max} \quad \forall t, b \quad (3.53)$$

$$x_{t,b}^c - x_{t-1,b}^c = y_{t,b}^{ON} - y_{t,b}^{OFF} \quad \forall t, b \quad (3.54)$$

$$x_{t,b}^d - x_{t-1,b}^d = z_{t,b}^{ON} - z_{t,b}^{OFF} \quad \forall t, b \quad (3.55)$$

$$deg_{t,b} \geq A_f \cdot dod_{t,b} - B_f \quad \forall t, b, f \quad (3.56)$$

Onde:

- $x_{t,b}^c$ e $x_{t,b}^d$ são as variáveis binárias que representam a operação da bateria alocadas na barra b durante um período t .
- $Amin_b^c$, $Amax_b^c$, $Amin_b^d$ e $Amax_b^d$ são as capacidades mínima e máxima de carga e descarga, respectivamente, para a bateria instalada na barra b durante um período t , em pu médio
- $a_{t,b}^c$ e $a_{t,b}^d$ são os valores contínuos de carga e descarga, respectivamente, da bateria instalada na barra b em um período t em pu médio
- $soc_{t,b}$ é o valor do estado de carga da bateria instalada na barra b no período t em pu.h
- $soc_{t-1,b}$ é o valor do estado de carga da bateria instalada na barra b no período anterior ao analisado
- η^c e η^d são as eficiências percentuais de carga e descarga da bateria, respectivamente
- SOC_b^{min} e SOC_b^{max} são, respectivamente, as capacidades mínima e máxima total de armazenamento da bateria instalada na barra b , em pu.h
- $y_{t,b}^{ON}, y_{t,b}^{OFF}$ são as variáveis binárias que representam o início e o fim do ciclo de carga, quando têm o valor igual a 1, da bateria alocada na barra b em um período t .
- $z_{t,b}^{ON}, z_{t,b}^{OFF}$ são as variáveis binárias que representam o início e o fim do ciclo de descarga, quando têm o valor igual a 1, da bateria alocada na barra b em um período t .
- $dod_{t,b}$ é a profundidade de descarga da bateria em pu.h
- A_f é uma variável linear para o cálculo da degradação
- B_f é uma variável constante para o cálculo da degradação

Em relação a geração, a geração fotovoltaica agora depende de novas restrições do problema, pois, em caso de excedente de geração que não pode ser injetado na rede por motivos operacionais, como por exemplo, violação de tensões de linha, a microrrede necessita de um mecanismo para não utilizar esta geração. Assim, as Equações 3.57 a 3.59 decompõem a geração fotovoltaica em três componentes:

$$0 \leq gpv_{t,b} \leq gpv_{t,b}^{av} \quad \forall t, b \quad (3.57)$$

$$gpv_{t,b} = gpv_{t,b}^{av} - gnu_{t,b} \quad \forall t, b \quad (3.58)$$

$$0 \leq gnu_{t,b} \leq gpv_{t,b}^{av} \quad \forall t, b \quad (3.59)$$

Onde:

- $gpv_{t,b}$ é a geração fotovoltaica utilizada na barra b durante o período t em pu médio
- $gpv_{t,b}^{av}$ é a geração fotovoltaica incerta disponível para a barra b durante o período t em pu médio
- $gnu_{t,b}$ é a geração fotovoltaica não utilizada na barra b durante o período t em pu médio

A geração térmica permanece a mesma apresentada na Seção 3.2.3:

$$Gd_b^{min} \leq gd_{t,b} \leq Gd_b^{max} \quad \forall t, b \quad (3.60)$$

Em que:

- Gd_b^{min} e Gd_b^{max} são os limites mínimos e máximos do problema, em pu.h.

O balanço da injeção ou compra de potência também não foi alterado, e é representado conforme a seção 3.2.4:

$$\sum_{b=1}^{NB} ne_b \leq \frac{\sum_{t=1}^T \sum_{b=1}^{NB} ne_{t,b}}{(24.LF)} \quad \forall t, b \quad (3.61)$$

Em que:

- LF é o fator de carga

Entretanto, como o fator de carga é relacionado à demanda, para a segunda etapa, esta é considerada como uma variável de incerteza:

$$LF = \frac{\sum_{t=1}^T \sum_{b=1}^{NB} pd_{t,b}^{Total}}{Max(pd_{t,b}^{Total})} \quad \forall t, b \quad (3.62)$$

Onde

$pd_{t,b}^{Total}$ é a demanda total incerta em cada período t na barra b , em pu.

O fluxo de potência da rede interna da microrrede não altera em relação ao modelo determinístico, ou seja, são formulados como a seguir:

$$p_{fl_{t,l}} = \frac{R_{ij}}{R_{ij}^2 + X_{ij}^2} \cdot (v_{i_t} - v_{j_t}) + \frac{X_{ij}}{R_{ij}^2 + X_{ij}^2} \cdot (\theta_{i_t} - \theta_{j_t}) \quad \forall t, b \quad (3.63)$$

$$q_{fl_{t,l}} = \frac{X_{ij}}{R_{ij}^2 + X_{ij}^2} \cdot (v_{i_t} - v_{j_t}) + \frac{R_{ij}}{R_{ij}^2 + X_{ij}^2} \cdot (\theta_{i_t} - \theta_{j_t}) \quad \forall t, l \quad (3.64)$$

$$-P_{fl_{t,l}}^{max} \leq p_{fl_{t,l}} \leq P_{fl_{t,l}}^{max} \quad \forall t, l \quad (3.65)$$

$$-Q_{fl_{t,l}}^{max} \leq q_{fl_{t,l}} \leq Q_{fl_{t,l}}^{max} \quad \forall t, l \quad (3.66)$$

$$p_{t,b} - \sum_{l=1}^{\Omega b} p_{fl_{t,l}} = 0 \quad \forall t, l \quad (3.67)$$

$$q_{t,b} - \sum_{l=1}^{\Omega b} q_{fl_{t,l}} = 0 \quad \forall t, l \quad (3.68)$$

$$p_{t,b} = \frac{ne_{t,b}}{\Delta t} \quad \forall t, b \quad (3.69)$$

$$q_{t,b} = \tan(FP) * p_{t,b} \quad \forall t, b \quad (3.70)$$

$$\theta_{t,ref} = 0 \quad \forall t, ref \quad (3.71)$$

$$v_{t,ref} = 1 \quad \forall t, ref \quad (3.72)$$

$$V_b^{min} \leq v_{t,b} \leq V_b^{max} \quad \forall t, b \quad (3.73)$$

Em que:

- $p_{fl_{t,l}}$ é o fluxo de potência ativa na linha l no período t em pu médio (utiliza-se uma potência de base para transformar a potência de kW para pu)
- $q_{fl_{t,l}}$ é o fluxo de potência reativa na linha l no período t em pu (médio utiliza-se uma potência de base para transformar a potência de kVAr para pu)
- R_{ij} e X_{ij} são, respectivamente a resistência e reatância de uma linha l que conecta as barras i e j , em pu (considera-se a impedância de base do sistema para transformar os valores em pu)
- v_{i_t} e v_{j_t} são as tensões das barras i e j , respectivamente, em um período t , que estão conectadas à linha l , em pu (considera-se uma tensão de base para transformar os valores de V para pu)
- θ_{i_t} e θ_{j_t} representam as aberturas angulares das barras i e j , respectivamente, que estão conectadas à linhas l , durante um período t em radianos.
- $P_{fl_l}^{max}$ e $Q_{fl_l}^{max}$ são as capacidades máximas de fluxo de potência ativa e reativa, respectivamente, de uma linha l , em pu médio.
- $p_{t,b}$ e $q_{t,b}$ são as injeções de potência ativa e reativa em uma barra b em um período t em pu médio.
- Ω_b é conjunto de linhas que estão conectadas à barra b
- $\tan(FP)$ é o fator de proporcionalidade entre a potência ativa e reativa, considerando um fator de potência fixo

- V_b^{min} e V_b^{max} são os limites mínimos e máximos de tensão na barra b em um período t . Os limites foram definidos em 0,95 e 1,05 ou.

A resposta da demanda tem uma formulação similar ao que foi apresentado nas seções anteriores. Entretanto, a demanda agora é representada por uma variável incerta, e não mais por um parâmetro de entrada:

$$pd_b^{cont} = Dr_b * \sum_{t=1}^N pd_{t,b}^{Total} \quad \forall t, b \quad (3.74)$$

$$pd_{t,b}^{cont} = ac_{t,b} * pd_b^{cont} \quad \forall t, b \quad (3.75)$$

$$\sum_{t=1}^N ac_{t,b} = 1 \quad \forall t, b \quad (3.76)$$

$$pd_{b,t} = (1 - Dr_b) * pd_{t,b}^{Total} \quad \forall t, b \quad (3.77)$$

Onde:

- pd_b^{cont} é a quantidade de carga controlável total que é alocada em uma barra b ao longo do dia.
- Dr_b é o percentual de carga controlável a ser alocado em uma barra b ao longo do dia.
- $pd_{t,b}^{cont}$ é a quantidade de carga controlável a ser alocada na barra b em um período t .
- $ac_{t,b}$ é o percentual de carga controlável a ser alocada na barra b em um período t .

Finalmente, o balanço de potência também é alterado pela mudança das variáveis incertas no problema:

$$ne_{t,b} = pd_{t,b} + pd_{t,b}^{cont} + a_{t,b}^c - gpv_{t,b} - gd_{t,b} - a_{t,b}^d - ls_{t,b} \quad \forall t, b \quad (3.78)$$

Entretanto, se analisarmos as Equações 3.40 e 3.42, que são a função objetivo da segunda etapa e a função objetivo da primeira etapa em formato de restrição, verificou-se que o problema pode ser definido como bi-nível. Para a função de robustez, o pior cenário de cada parâmetro de incerteza é um dos limites, ou inferior ou superior, dependendo do que seria a pior situação para o sistema.

3.3.3.1 Simplificação do problema bi-nível para a Função de Robustez

Segundo Rahmani e Amjady (2018), o pior cenário ocorre no cenário com o custo de operação máximo, ou seja, se o custo operacional for menor do que o desvio crítico determinado pelo tomador de decisões, significa dizer que todos os parâmetros do horizonte de incerteza ocorrem dentro deste limite, garantindo que o custo operacional abrange o maior risco dessas incertezas. Logo, para o problema da programação diária de microrredes, o pior caso de geração fotovoltaica seria a geração mínima. Já o pior caso para a demanda seria ter o máximo valor possível. Ou seja:

$$gpv_{t,b}^{av} = (1 - \alpha_{Gpv}) * \widetilde{gpv}_{t,b}^{av} \quad \forall t, b \quad (3.79)$$

$$pd_{t,b}^{Total} = (1 + \alpha_{Pd}) * \widetilde{pd}_{t,b}^{Total} \quad \forall t, b \quad (3.80)$$

Assim como apresentado na seção 2.3, vários autores utilizaram a mesma técnica de conversão do problema bi-nível para um único nível, como Mohammadi-Ivatloo et al. (2013), Mazidi et al. (2016), Nojavan et al. (2017), Mirzaei (2019), Sun et al. (2019), Rahmani; Amjady (2019), Kia et al. (2020) e Shojaei et al. (2021), em que os autores afirmam que esta consideração garantirá que o custo máximo será atingido. Além disso, em todas as equações que se considera a variável de incerteza serão substituídas de acordo com a igualdade das equações 3.79 e 3.80. Com isso, o problema pode ser reescrito como:

$$\max(\alpha_{Gpv}, \alpha_{Pd}) \quad (3.81)$$

Sujeito à:

$$gpv_{t,b}^{av} = (1 - \alpha_{Gpv}) * \widetilde{gpv}_{t,b}^{av} \quad \forall t, b \quad (3.82)$$

$$pd_{t,b}^{Total} = (1 + \alpha_{Pd}) * \widetilde{pd}_{t,b}^{Total} \quad \forall t, b \quad (3.83)$$

$$\sum_{t=1}^N cb_t + cd_t + cgrid_t + cls_t \leq (1 + \gamma) * CustoBase \quad (3.84)$$

$$0 \leq gpv_{t,b} \leq (1 - \alpha_{Gpv}) * \widetilde{gpv}_{t,b}^{av} \quad \forall t, b \quad (3.85)$$

$$gpv_{t,b} = (1 - \alpha_{Gpv}) * \widetilde{gpv}_{t,b}^{av} - gnu_{t,b} \quad \forall t, b \quad (3.86)$$

$$0 \leq gnu_{t,b} \leq (1 - \alpha_{Gpv}) * \widetilde{gpv}_{t,b}^{av} \quad \forall t, b \quad (3.87)$$

$$LF = \frac{\sum_{t=1}^T \sum_{b=1}^{NB} (1 + \alpha_{Pd}) * \widetilde{pd}_{t,b}^{Total}}{Max((1 + \alpha_{Pd}) * \widetilde{pd}_{t,b}^{Total})} \quad \forall t, b \quad (3.88)$$

$$pd_b^{cont} = Dr_b * \sum_{t=1}^N (1 + \alpha_{Pd}) * \widetilde{pd}_{t,b}^{Total} \quad \forall t, b \quad (3.89)$$

$$pd_{b,t} = (1 - Dr_b) * (1 + \alpha_{Pd}) * \widetilde{pd}_{t,b}^{Total} \quad \forall t, b \quad (3.90)$$

$$ne_{t,b} = pd_{t,b} + pd_{t,b}^{cont} + a_{t,b}^c - (1 - \alpha_{Gpv}) * \widetilde{gpv}_{t,b}^{av} - gd_{t,b} - a_{t,b}^d - ls_{t,b} \quad \forall t, b \quad (3.91)$$

E às equações 3.44 - 3.56, 3.60, 3.61, 3.63-3.73, 3.75 e 3.76.

3.3.3.2 Simplificação do problema bi-nível para a Função de Oportunidade

Similarmente, para a função de oportunidade, os parâmetros incertos encontrados nos limites do conjunto de incerteza para o melhor caso garantem que um custo mínimo será atingido. Assim, o problema pode ser reformulado como:

$$\min(\alpha_{Gpv}, \alpha_{Pd}) \quad (3.92)$$

Sujeito à:

$$gpv_{t,b}^{av} = (1 + \alpha_{Gpv}) * \widetilde{gpv}_{t,b}^{av} \quad \forall t, b \quad (3.93)$$

$$pd_{t,b}^{Total} = (1 - \alpha_{Pd}) * \widetilde{pd}_{t,b}^{Total} \quad \forall t, b \quad (3.94)$$

$$\sum_{t=1}^N cb_t + cd_t + cgrid_t + cls_t \leq (1 - \gamma) * CustoBase \quad (3.95)$$

$$0 \leq gpv_{t,b} \leq (1 + \alpha_{Gpv}) * \widetilde{gpv}_{t,b}^{av} \quad \forall t, b \quad (3.96)$$

$$gpv_{t,b} = (1 + \alpha_{Gpv}) * \widetilde{gpv}_{t,b}^{av} - gnu_{t,b} \quad \forall t, b \quad (3.97)$$

$$0 \leq gnu_{t,b} \leq (1 + \alpha_{Gpv}) * \widetilde{gpv}_{t,b}^{av} \quad \forall t, b \quad (3.98)$$

$$LF = \frac{\sum_{t=1}^T \sum_{b=1}^{NB} (1 - \alpha_{Pd}) * \widetilde{pd}_{t,b}^{Total}}{Max((1 - \alpha_{Pd}) * \widetilde{pd}_{t,b}^{Total})} \quad \forall t, b \quad (3.99)$$

$$d_b^{cont} = Dr_b * \sum_{t=1}^N (1 - \alpha_{Pd}) * \widetilde{pd}_{t,b}^{Total} \quad \forall t, b \quad (3.100)$$

$$pd_{b,t} = (1 - Dr_b) * (1 - \alpha_{Pd}) * \widetilde{pd}_{t,b}^{Total} \quad \forall t, b \quad (3.101)$$

$$ne_{t,b} = pd_{t,b} + pd_{t,b}^{cont} + a_{t,b}^c - (1 + \alpha_{Gpv}) * \widetilde{gpv}_{t,b}^{av} - gd_{t,b} - a_{t,b}^d - ls_{t,b} \quad \forall t, b \quad (3.102)$$

E às equações 3.44 - 3.56, 3.60, 3.61, 3.63-3.73, 3.75 e 3.76.

3.4 TEORIA DE DECISÃO COM LACUNAS DE INFORMAÇÕES UTILIZANDO AUGMECON

Com um modelo de único nível, ainda é necessário inserir mais uma modificação no modelo, pois o problema possui dois objetivos, os quais são contrastantes, já que maximizar a incerteza da geração respeitando um custo

máximo faz com que a otimização procure a mínima incerteza na demanda, e vice-versa. Como apresentado na seção 2.5, as equações 3.81 e 3.92 podem ser reformuladas a fim de se obter apenas uma função objetivo. Por isso, definiu-se que a função objetivo “principal” é a maximização (no caso da função de robustez) ou minimização (no caso da função de oportunidade) do parâmetro de incerteza relacionado à geração fotovoltaica. É necessário estabelecer a matriz de payoff para encontrar o *range* das funções objetivo.

$$\begin{bmatrix} \alpha_{Gpv}^*(gpv^*) & \alpha_{Pd}(gpv^*) \\ \alpha_{Gpv}(Pd^*) & \alpha_{Pd}^*(Pd^*) \end{bmatrix} \quad (3.103)$$

Em que o * representa o valor otimizado das funções objetivo relacionadas às variáveis de incerteza. Para isso, primeiro se resolve o problema como se tivesse um único nível, desabilitando a maximização ou minimização do parâmetro de incerteza relacionado à demanda. Assim, encontra-se $\alpha_{Gpv}^*(gpv^*)$, que é o valor ótimo do parâmetro de incerteza da geração fotovoltaica quando este é a única função objetivo do problema. Com os valores das variáveis obtidos, se calcula quanto seria o parâmetro de incerteza relacionado à demanda $\alpha_{Pd}(gpv^*)$. Logo após, se refaz a otimização do modelo, só que se considerando, para a função de robustez, a maximização do parâmetro de incerteza relacionado à demanda como único objetivo do problema, obtendo-se o valor de $\alpha_{Pd}^*(Pd^*)$. Similarmente, para a função de oportunidade, se minimiza as funções objetivos de forma individual para se encontrar a matriz de payoff. Com os valores de todas as variáveis obtidos nessa nova otimização, calcula-se o valor do parâmetro de incerteza relacionado à geração fotovoltaica $\alpha_{Gpv}(Pd^*)$. Para cada uma das funções ou de robustez ou de oportunidade, se calcula uma matriz de payoff diferente. Por serem apenas dois objetivos, definimos que o limite inferior (LB) do parâmetro de incerteza relacionado à demanda é $\alpha_{Pd}(gpv^*)$. Caso houvesse mais parâmetros de incerteza, a matriz de payoff seria ampliada, sendo necessário identificar qual o valor mínimo para α_{Pd} . Como os valores obtidos da matriz de payoff, é possível identificar qual o *range* a ser trabalhado para α_{Pd} :

$$r = \alpha_{Pd}^*(Pd^*) - \alpha_{Pd}(gpv^*) \quad (3.104)$$

A partir do *range*, é necessário apenas definir quantas soluções para α_{pd} se deseja encontrar. Este parâmetro é denominado g . A partir desta formulação, para um melhor entendimento, as equações serão apresentadas para cada estratégia TDLI adotada.

3.4.1 Augmecon para Função de Robustez

Como todos os parâmetros de entrada definidos e calculados, o problema pode ser reformulado para um único nível como apresenta a formulação a seguir:

$$\max \left(\alpha_{Gpv}^i + \varepsilon \cdot \frac{s^i}{r} \right) \quad \forall i = 0, \dots, g \quad (3.105)$$

Sujeito à:

$$\alpha_{pd}^i - s^i = e^i \quad (3.106)$$

$$e^i = \alpha_{pd}(gpv^*) + (i * r)/g \quad (3.107)$$

E às equações 3.44 - 3.56, 3.60, 3.61, 3.63-3.73, 3.75, 3.76, 3.82-3.91.

Onde:

- α_{Gpv}^i é a função objetivo do parâmetro de incerteza relacionado à geração fotovoltaica para a iteração i
- ε é um número relativamente pequeno (entre 10^{-3} e 10^{-6})
- s^i é a variável de folga da restrição referente a maximização do parâmetro de incerteza relacionado à demanda na iteração i
- r é o *range* da função objetivo relacionada à incerteza da demanda, o qual é obtido com a matriz de payoff
- α_{pd}^i é o parâmetro de incerteza relacionado à demanda para a iteração i
- e^i é a variação paramétrica na busca das soluções de Pareto para a iteração i
- i é a iteração do método de busca das soluções de Pareto
- g é o número de soluções de Pareto de que deseja encontrar

Segundo Mavrotas (2009), e^i é a variação entre o valor da segunda função objetivo α_{pd}^i e a variável de folga s^i relacionada à esta FO. Entretanto, como esta

variável de folga é multiplicada por um número relativamente pequeno ε , o algoritmo de otimização é forçado a obter apenas soluções eficientes, pois a variável de folga é colocada como uma prioridade menor devido a ε . Com isso, o algoritmo busca que a variável α_{pd}^i seja equivalente a e^i . Esta variação é alterada para cada iteração, começando no valor do limite inferior (LB) obtido na matriz de payoff $\alpha_{pd}(gpv^*)$ até a última iteração. Para cada iteração, se obtém um novo valor do parâmetro de incerteza relacionado à geração fotovoltaica α_{gpv}^i , já que o valor de α_{pd}^i aumenta em relação à variação paramétrica e^i . Com isso, caso haja factibilidade na solução encontrada, esta solução é salva. Todas as soluções factíveis encontradas no processo iterativo formam a curva de Pareto. A solução de compromisso, ou seja, a solução mais “preferível” para o modelo foi definida como sendo ponto médio de cada curva de Pareto encontrada. Esta solução é uma sugestão para o tomador de decisões e para a apresentação dos resultados, entretanto, a escolha da solução depende dos objetivos técnicos e realidade do sistema que o tomador de decisões definir.

3.4.2 Augmecon para Função de Oportunidade

A formulação do método *augmecon* deve apenas ser alterada em relação a ordem da matriz de payoff, visto que neste caso, o valor mínimo de α_{pd} corresponde a $\alpha_{pd}^*(Pd^*)$. Além disso, a função objetivo deve respeitar as premissas da estratégia TDLI adotada, ou seja, a minimização da função objetivo. Para a função de oportunidade, a formulação do *augmecon* se torna:

$$\min \left(\alpha_{gpv}^i + \varepsilon \cdot \frac{s^i}{r} \right) \quad \forall i = 0, \dots, g \quad (3.108)$$

$$\alpha_{pd}^i - s^i = e^i \quad (3.109)$$

$$e^i = \alpha_{pd}^*(Pd^*) + (i * r) / g \quad (3.110)$$

3.5 TEORIA DE DECISÃO COM LACUNAS DE INFORMAÇÕES ORIENTADA A DADOS

Quando a estratégia de aversão ao risco, ou função de robustez da TDLI é adotada, ao maximizar os parâmetros de incerteza, pode acontecer casos de geração nula ou demanda extremamente alta. Por isso, algumas soluções deste modelo TDLI podem ser extremamente conservadoras. Assim como, no caso da função de oportunidade, a TDLI tradicional pode encontrar casos extremamente otimistas não condizentes com a realidade, como o caso de uma demanda nula durante todo o horizonte de planejamento e gerações com potência de pico constante. Com isso, uma modelagem da TDLI orientada a dados também é implementada neste trabalho. Os cenários considerados como pior ou melhor solução para a geração e demanda são obtidos em um pré-processamento apresentado na seção 3.1, dependendo da estratégia TDLI adotada.

3.5.1 Função de Robustez orientada a dados

Os cenário encontrados como pior solução tanto para a demanda quando para a geração fotovoltaica são utilizados como limites das variáveis de incerteza, como mostram as equações 3.96 e 3.97. Não é necessário definir um valor máximo para a geração fotovoltaica nem valor mínimo para a demanda, visto que o processo de otimização pela função de robustez busca preparar o operador para os piores casos. Isso quer dizer que, a partir dos valores previstos utilizados no modelo pré-determinístico, não serão encontrados valores de geração maior nem de demanda menor.

$$(1 - \alpha_{Gpv}) * \widetilde{gpv}_{t,b}^{av} \geq \mathbf{gpv}_{t,b}^{av} \quad \forall t, b \quad (3.111)$$

$$(1 + \alpha_{Pd}) * \widetilde{pd}_{t,b}^{Total} \leq \mathbf{pd}_{t,b}^{Total} \quad \forall t, b \quad (3.112)$$

Em que:

$\mathbf{gpv}_{t,b}^{av}$ é o pior cenário para a geração fotovoltaica determinado pelo pré-processamento orientado a dados.

$\mathbf{pd}_{t,b}^{Total}$ é o pior cenário para a demanda determinado pelo pré-processamento orientado a dados.

3.5.2 Função de Oportunidade orientada a dados

Para o caso da estratégia mais otimista, considera-se a melhor solução encontrada no pré-processamento, ou seja, um cenário com geração máxima e um cenário com demanda mínima, os quais são utilizados como limites superior e inferior, respectivamente, dos parâmetros incertos. Assim, garante-se que não há como o algoritmo encontrar uma geração maior ou uma demanda menor do que a melhor solução baseada nos dados históricos.

$$(1 + \alpha_{Gpv}) * \widetilde{gpv}_{t,b}^{av} \leq \mathbf{gpv}_{t,b}^{av} \quad \forall t, b \quad (3.113)$$

$$(1 - \alpha_{Pd}) * \widetilde{pd}_{t,b}^{Total} \geq \mathbf{pd}_{t,b}^{Total} \quad \forall t, b \quad (3.114)$$

3.6 MODELO PROPOSTO COMPLETO

Ao inserir todo o equacionamento apresentado nas seções 3.3, 3.4 e 3.5, o modelo completo é apresentado para cada uma das funções TDLI.

3.6.1 Modelo proposto para a Função de Robustez

$$\max \left(\alpha_{Gpv}^i + \varepsilon \cdot \frac{s^i}{r} \right) \quad \forall i = 0, \dots, g \quad (3.115)$$

Sujeito à:

$$\alpha_{Pd}^i - s^i = e^i \quad \forall i = 0, \dots, g \quad (3.116)$$

$$e^i = \alpha_{Pd}(gpv^*) + (i * r)/g \quad (3.117)$$

$$(1 - \alpha_{Gpv}) * \widetilde{gpv}_{t,b}^{av} \geq \mathbf{gpv}_{t,b}^{av} \quad \forall t, b \quad (3.118)$$

$$(1 + \alpha_{Pd}) * \widetilde{pd}_{t,b}^{Total} \leq \mathbf{pd}_{t,b}^{Total} \quad \forall t, b \quad (3.119)$$

E às equações 3.44 - 3.56, 3.60, 3.61, 3.63-3.73, 3.75, 3.76, 3.82-3.91.

3.6.2 Modelo Proposto para a Função de Oportunidade

$$\min \left(\alpha_{Gpv}^i + \varepsilon \cdot \frac{s^i}{r} \right) \quad \forall i = 0, \dots, g \quad (3.120)$$

$$\alpha_{Pd}^i - s^i = e^i \quad \forall i = 0, \dots, g \quad (3.121)$$

$$e^i = \alpha_{Pd}^*(Pd^*) + (i * r) / g \quad (3.122)$$

$$(1 + \alpha_{Gpv}) * \widetilde{gpv}_{t,b}^{av} \leq gpv_{t,b}^{av} \quad \forall t, b \quad (3.123)$$

$$(1 - \alpha_{Pd}) * \widetilde{pd}_{t,b}^{Total} \geq pd_{t,b}^{Total} \quad \forall t, b \quad (3.124)$$

Em que:

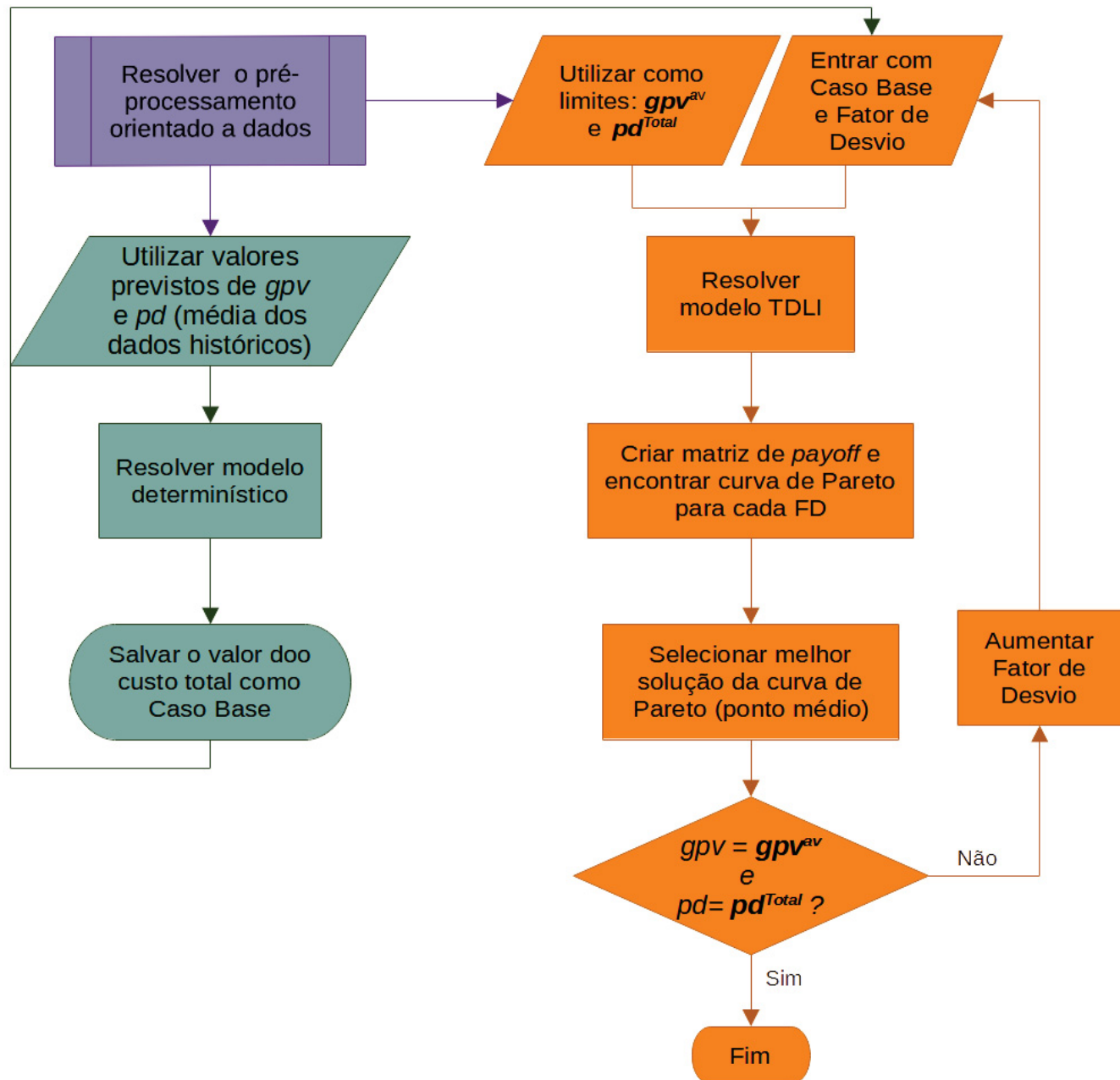
$gpv_{t,b}^{av}$ é o melhor cenário para a geração fotovoltaica determinado pelo pré-processamento orientado a dados.

$pd_{t,b}^{Total}$ é o melhor cenário para a demanda determinado pelo pré-processamento orientado a dados.

A FIGURA 5 mostra a estrutura utilizando todas as técnicas apresentadas nas seções anteriores. O modelo é inicializado utilizando os resultados do pré-processamento (seção 3.1) do trabalho de Lara Filho (2021) para definição dos cenários que representam os limites inferior, para a geração fotovoltaica (pior caso de geração), e superior, para a demanda (demanda máxima para representar o pior caso). Os dados utilizados serão apresentados na seção 3.7. Após o pré-processamento, é necessário identificar qual o valor do caso base, resolvendo o modelo determinístico (apresentado na seção 3.2). Para tal, valores previstos das variáveis incertas são utilizados como parâmetros de entrada. Optou-se por utilizar a média de todos os cenários históricos que foram utilizados no pré-processamento orientado a dados. Ao resolver o modelo determinístico, o valor de custo total é salvo para ser usado como parâmetro de entrada (caso base) no modelo TDLI, bem como o fator de desvio deste custo total. O processo é inicializado com um valor de fator de desvio nulo, obtendo-se resultados equivalentes ao caso base. Assim, ao entrar no processo iterativo para encontrar as soluções de Pareto em cada fator de desvio,

uma nova matriz de payoff é formada, novas curvas de Pareto são obtidas, até que se atinja para a função de robustez, os valores de limite inferior para geração fotovoltaica e, simultaneamente, o limite superior para a demanda, o que significa dizer que o sistema estará preparado para os piores casos de incerteza ocorrendo ao mesmo tempo, diminuindo os riscos do operador, não havendo a necessidade de se aumentar o fator de desvio, pois o custo final obtido é o máximo custo considerando os piores casos das variáveis incertas. Para a função de oportunidade, quando os limites de melhor geração fotovoltaica e demanda são encontrados, significa dizer que o tomador de decisões encontrará um custo correspondente ao cenário mais otimista, ou seja, um menor custo possível, aumentando, entretanto, os riscos para o sistema.

FIGURA 5 – FLUXOGRAMA DO MODELO TDLI ORIENTADO A DADOS PROPOSTO



FONTE: O autor (2022).

LEGENDA: Em roxo, está o pré-processamento orientado a dados. Em verde, as etapas referentes ao modelo determinístico e em laranja, as etapas referentes ao modelo TDLI.

3.7 DADOS DAS MICRORREDES UTILIZADAS

Nesta seção, serão apresentados os dados referentes aos parâmetros de entrada do modelo proposto, bem como as características operacionais dos sistemas teste utilizados para a validação do modelo proposto.

3.7.1 Sistemas Teste

Para a validação do modelo computacional proposto, duas microrredes adaptadas de Alam et al. (2020). Em seu trabalho, o autor apresenta microrredes interconectadas com diferentes topologias, diferenciando que neste trabalho, as microrredes operam de forma individual, além de não considerarmos geração eólica. Os dados específicos de linhas, barras, baterias e outros recursos serão apresentados nas seções 3.7.1.1 e 3.7.1.2. Os dados apresentados aqui estão em pu, sendo que a potência de base considerada é de 10.000 kVA e a tensão de base é 11 kV, além disso, o preço de aquisição das baterias é definido como R\$ 100/kWh e o custo operacional de geração térmica é de R\$ 1/kWh. Foi considerado um percentual de 15% de carga controlável em relação a carga prevista. Para trazer mais dados reais ao problema, considerou-se tarifas de carga diferentes para cada horário do dia, como mostrado na TABELA 4:

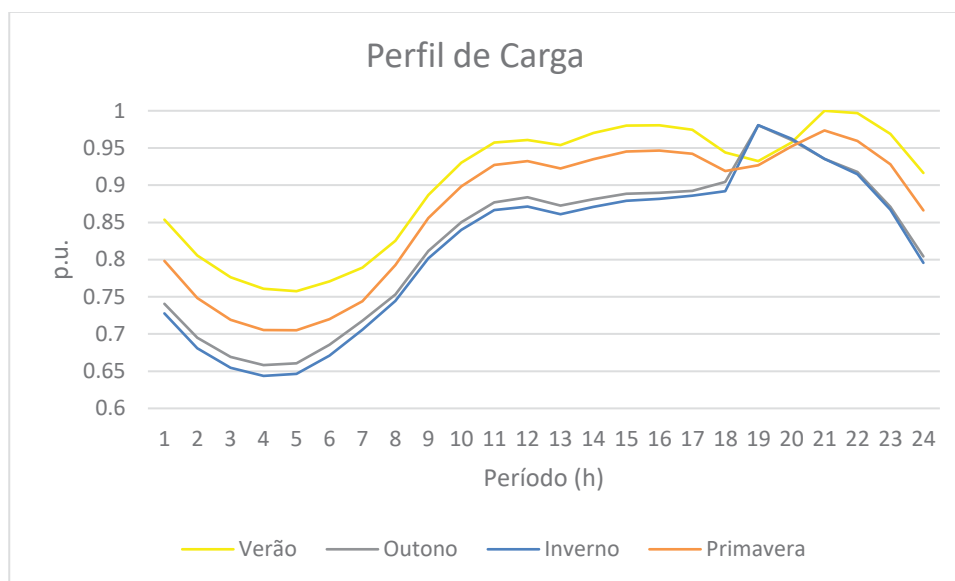
TABELA 4 – TARIFA DE ENERGIA HORÁRIA

Período	Tarifa de Energia (R\$/kWh)
0h-17h,22h-24h	0,68559
17h-18h,21h-22h	0,93679
18h-21h	1,45488

FONTE: O autor (2022).

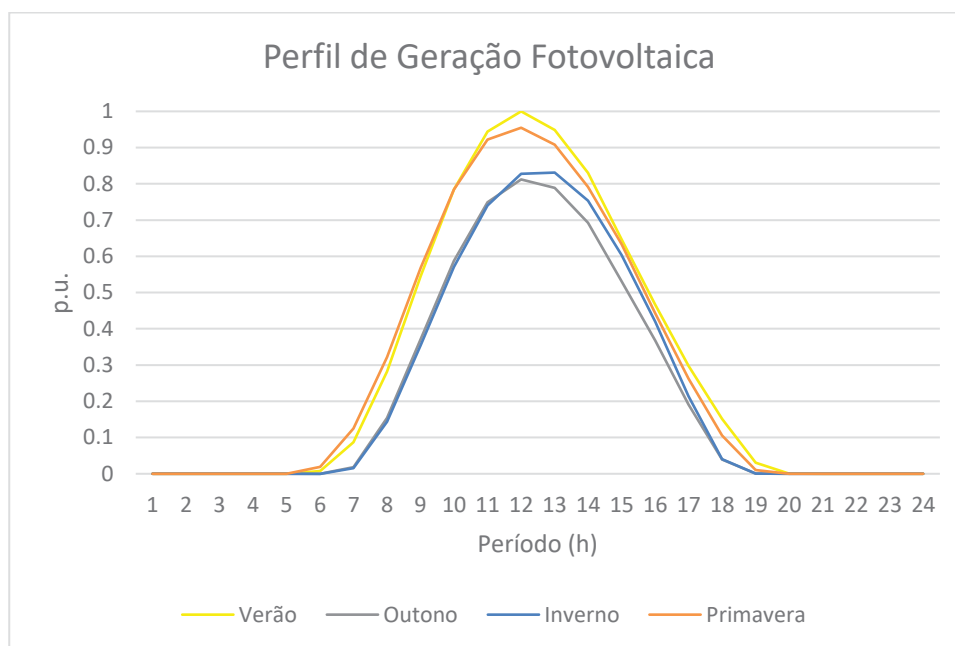
Os dados de geração fotovoltaica e demanda previstos são baseados nos valores médios dos cenários utilizados no *data-driven*. O perfil de carga pode ser verificado no GRÁFICO 2, em que cada linha corresponde a estação do ano. O perfil de geração fotovoltaica também pode ser visto do GRÁFICO 3. Os limites de geração e demanda em cada barra da microrrede é aplicado ao perfil de carga para as análises. Para a carga, foram utilizados dados de 14 anos discretizados na base horária, retirados de ONS (2021). Já os dados de geração solar, também se utilizou dados de 14 anos em base horária, retirados de SOLCAST (2021).

GRÁFICO 2 – PERFIL DE CARGA PREVISTA PARA CADA ESTAÇÃO



FONTE: O autor (2022).

GRÁFICO 3 – PERFIL DE GERAÇÃO FOTOVOLTAICA PREVISTA EM CADA ESTAÇÃO DO ANO



FONTE: O autor (2022)

É importante destacar que não houve um tratamento para lidar com o horário de verão, mas que os dados disponibilizados tanto pelo SOLCAST (2021) e pela ONS (2021) consideraram o adiantamento e o atraso nos períodos correspondentes. Ou seja, os dados aqui apresentados consideraram o horário de verão até seu período de suspensão em 2020. Ressalta-se que é necessário uma análise sobre o tratamento dos horários de verão, principalmente como se dá o seu impacto nas tarifas de energia.

TABELA 6 – DADOS DE LINHA DA MICRORREDE 1

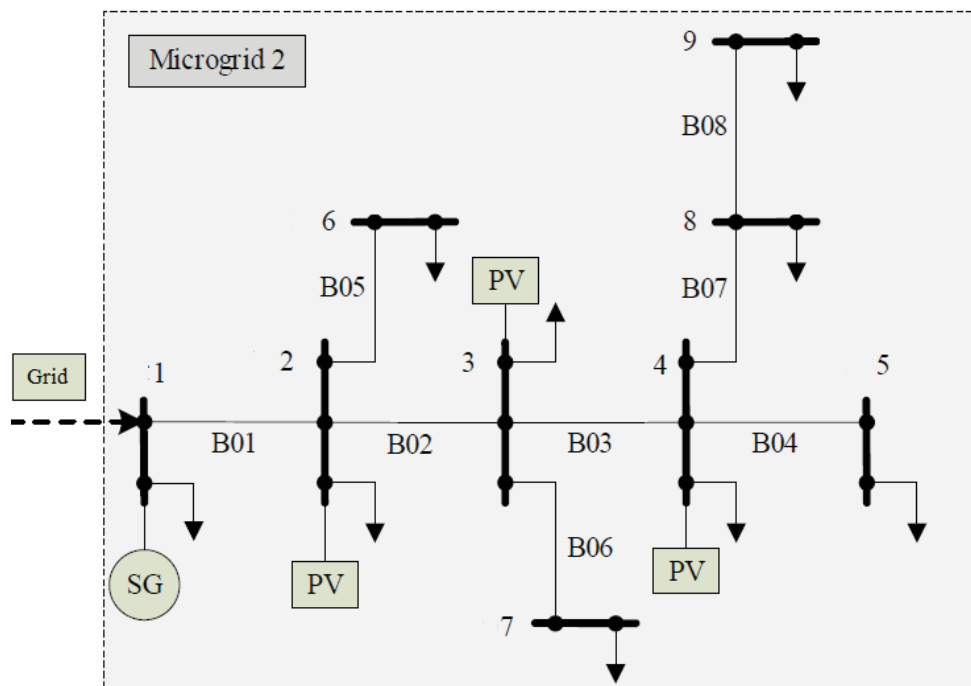
Linha	Barra de Origem	Barra de Destino	Resistência (pu)	Reatância (pu)	Potência Máxima (pu)
1	1	2	0,007661	0,011826	1,1
2	1	3	0,007716	0,009907	0,979
3	1	4	0,007661	0,011826	1,1
4	1	5	0,005144	0,006605	0,979
5	1	6	0,005144	0,006605	0,979
6	2	3	0,00643	0,008256	0,979
7	2	5	0,004822	0,006193	0,979
8	3	4	0,00643	0,008256	0,979
9	3	5	0,003858	0,004954	0,979
10	3	6	0,003858	0,004954	0,979
11	4	6	0,004822	0,006193	0,979

FONTE: Adaptado de Alam et al. (2020).

3.7.1.2 Sistema Teste 2

O segundo sistema teste utilizado é uma microrrede de 8 linhas e 9 barras, possuindo um sistema de geração térmica a gás alocado na barra 1, 3 sistemas com geração fotovoltaica alocados nas barras 2, 3 e 4, sistemas de armazenamento de baterias alocados nas barras 2, 3 e 4, os quais não estão sendo representados na FIGURA 7, e cargas distribuídas em todas as barras da microrrede. Os valores atribuídos a cada um dos recursos estão apresentados em pu na TABELA 7, bem como os dados das linhas são apresentados na TABELA 8:

FIGURA 7 – CONFIGURAÇÃO DA MICRORREDE 2



FONTE: Adaptado de Alam et al. (2020).

TABELA 7 – RECURSOS INSTALADOS NA MG2

Barra	Geração PV Instalada (pu)	Geração Térmica Instalada (pu)	Capacidade de Armazenamento das Baterias (pu.h)	Carga e Descarga Máxima por hora das Baterias (pu. Média)	Demanda Máxima (pu.h)
1	-	0,2	-	-	0,06
2	0,16	-	0,4	0,16	0,125
3	0,24	-	0,4	0,16	0,1203
4	0,16	-	0,4	0,16	0,1366
5	-	-	-	-	0,0764
6	-	-	-	-	0,0503
7	-	-	-	-	0,0345
8	-	-	-	-	0,0629
9	-	-	-	-	0,0642

FONTE: Adaptado de Alam et al. (2020).

TABELA 8 – DADOS DE LINHA DA MICRORREDE 2

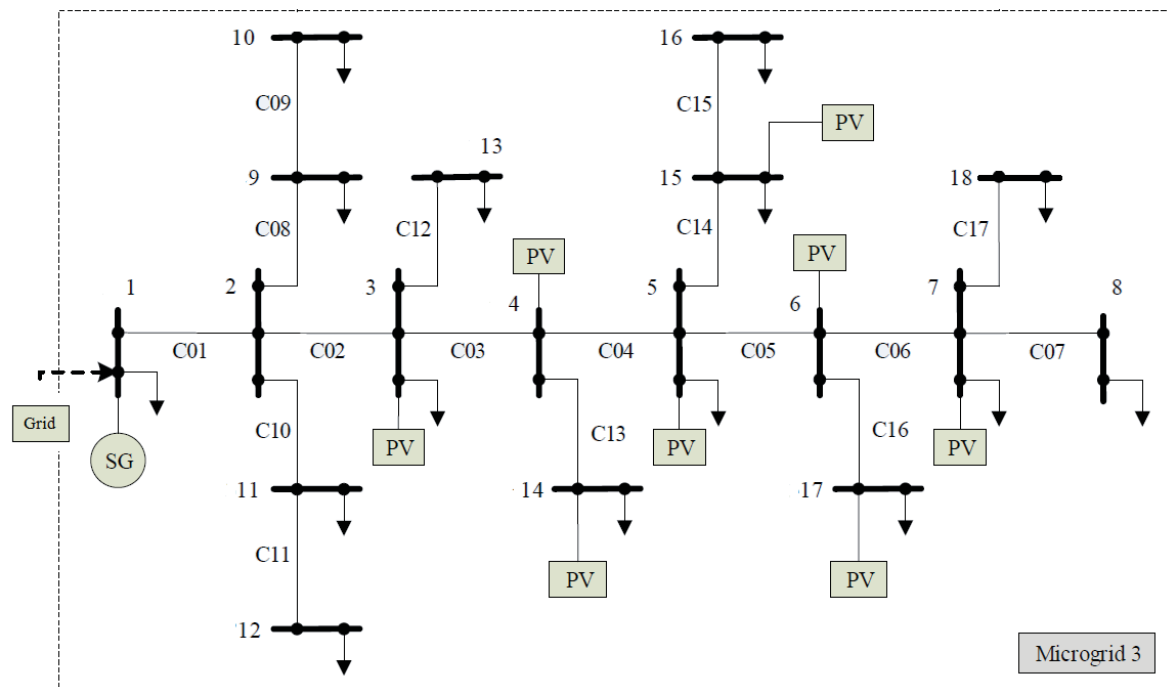
Linha	Barra de Origem	Barra de Destino	Resistência (pu)	Reatância (pu)	Potência Máxima (pu)
1	1	2	0,003149	0,002603	1,5
2	2	3	0,005248	0,004339	1,5
3	2	6	0,009446	0,00781	0,341
4	3	4	0,010496	0,008678	1,5
5	3	7	0,003149	0,002603	0,341
6	4	5	0,005248	0,004339	1,5
7	4	8	0,007872	0,006508	0,341
8	8	9	0,007872	0,006508	0,341

FONTE: Adaptado de Alam et al. (2020).

3.7.1.3 Sistema Teste 3

A terceira microrrede utilizada como teste é composta de 18 barras e 17 linhas, em que a geração fotovoltaica está alocada nas barras 3, 4, 5, 6, 7, 14, 15 e 17, sendo no total 8 sistemas. Já a geração térmica a gás está alocada na barra 1. Há sistemas de armazenamento nas barras 3, 4, 5, 6, 7 e 15, e, assim como para o segundo sistema teste, as cargas estão distribuídas em todas as barras do sistema. A estrutura da microrrede 3 é apresentada na FIGURA 8, assim como os dados específicos de cada recurso presente na microrrede é apresentado na TABELA 9 e os dados de linha podem ser visualizados na TABELA 10:

FIGURA 8 – CONFIGURAÇÃO DA MICRORREDE 3



FONTE: Adaptado de Alam et al. (2020).

TABELA 9 – RECURSOS INSTALADOS NA MG3

Barra	Geração PV Instalada (pu)	Geração Térmica Instalada (pu)	Capacidade de Armazenamento das Baterias (pu.h)	Carga e Descarga Máxima por hora das Baterias (pu. Média)	Demanda Máxima (pu.h)
1	-	0,2	-	-	0,058
2	-	-	-	-	0,065
3	0,2	-	0,36	0,2	0,0673
4	0,04	-	0,08	0,04	0,0439
5	0,08	-	0,2	0,08	0,06
6	0,08	-	0,2	0,08	0,056
7	0,08	-	0,2	0,08	0,0851
8	-	-	-	-	0,042
9	-	-	-	-	0,05
10	-	-	-	-	0,0637
11	-	-	-	-	0,0788
12	-	-	-	-	0,0125
13	-	-	-	-	0,0169
14	0,05	-	-	-	0,02
15	0,08	-	0,2	0,08	0,025
16	-	-	-	-	0,0213
17	0,12	-	-	-	0,0133
18	-	-	-	-	0,02

FONTE: Adaptado de Alam et al. (2020).

TABELA 10 – DADOS DE LINHA DA MICRORREDE 3

Linha	Barra de Origem	Barra de Destino	Resistência (pu)	Reatância (pu)	Potência Máxima (pu)
1	1	2	0,003858	0,004957	0,979
2	2	3	0,005787	0,007431	0,979
3	2	9	0,004822	0,006193	0,979
4	2	11	0,018397	0,012496	0,341

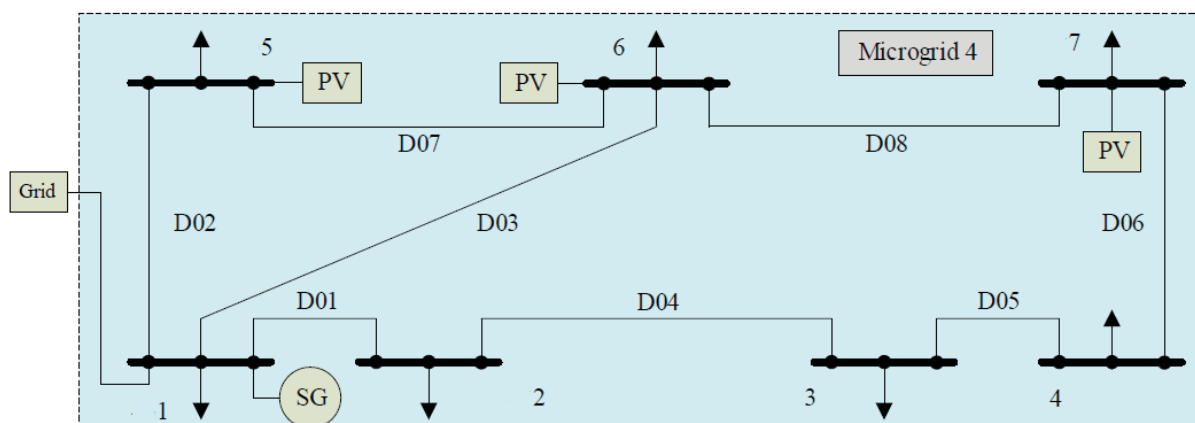
Linha	Barra de Origem	Barra de Destino	Resistência (pu)	Reatância (pu)	Potência Máxima (pu)
5	3	4	0,003858	0,004954	0,979
6	3	13	0,019711	0,013388	0,341
7	4	5	0,004501	0,005779	0,979
8	4	14	0,018397	0,012494	0,341
9	5	6	0,005144	0,006605	0,979
10	5	15	0,018397	0,012496	0,341
11	6	7	0,004822	0,006193	0,979
12	6	17	0,018678	0,012496	0,341
13	7	8	0,019711	0,013388	0,341
14	7	18	0,005465	0,007018	0,979
15	9	10	0,004822	0,006193	0,979
16	11	12	0,015769	0,010711	0,341
17	15	16	0,015769	0,010711	0,341

FONTE: Adaptado de Alam et al. (2020).

3.7.1.4 Sistema Teste 4

O sistema teste 4 é representado por uma microrrede composta de 7 barras e 8 linhas. Os recursos energéticos, apresentados na TABELA 11, estão alocados da seguinte maneira: há três sistemas de geração fotovoltaica alocados nas barras 5, 6 e 7. Já a geração térmica a gás está alocada na barra 1. Os sistemas de armazenamento através das baterias estão alocados nas barras 5, 6 e 7 e as cargas estão distribuídas em todas as barras do sistema. A FIGURA 9 mostra a distribuição dos recursos na microrrede 4, com exceção das baterias. Os dados de linha podem ser verificados na TABELA 12:

FIGURA 9 – CONFIGURAÇÃO DA MICRORREDE 4



FONTE: Adaptado de Alam et al. (2020).

TABELA 11 – RECURSOS INSTALADOS NA MG4

Barra	Geração PV Instalada (pu)	Geração Térmica Instalada (pu)	Capacidade de Armazenamento das Baterias (pu.h)	Carga e Descarga Máxima por hora das Baterias (pu. Média)	Demanda Máxima (pu.h)
1	-	0,2	-	-	0,0426
2	-	-	-	-	0,0318
3	-	-	-	-	0,0356
4	-	-	-	-	0,0459
5	0,16	-	0,3	0,16	0,082
6	0,24	-	0,6	0,24	0,25
7	0,16	-	0,6	0,16	0,0816

FONTE: Adaptado de Alam et al. (2020).

TABELA 12 – DADOS DE LINHA DA MICRORREDE 4

Linha	Barra de Origem	Barra de Destino	Resistência (pu)	Reatância (pu)	Potência Máxima (pu)
1	1	2	0,003149	0,002603	1
2	1	5	0,004339	0,004339	1
3	1	6	0,00781	0,00781	1
4	2	3	0,008678	0,008678	1
5	3	4	0,002603	0,002603	1
6	4	7	0,004339	0,004339	1
7	5	6	0,006508	0,006508	1
8	6	7	0,006508	0,006508	1

FONTE: Adaptado de Alam et al. (2020).

3.8 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO

Neste capítulo, a formulação matemática completa do problema de programação diária de microrredes utilizando teoria de decisão com lacunas de informação orientada a dados foi apresentada. Cada recurso utilizado foi formulado de forma a acrescentar restrições operacionais, aumentando não apenas sua complexidade, mas também trazendo o aspecto mais realista para o problema. A TDLI auxilia a estabelecer os riscos das incertezas de geração fotovoltaica e demanda, por isso, assim como em trabalhos já discutidos, a formulação é feita em duas etapas, em que a primeira é a resolução do modelo determinístico, e a segunda considera as incertezas do sistema. O conservadorismo relacionado ao conjunto de incerteza da TDLI tradicional motivou a inserir um pré-processamento utilizando dados históricos, para reformular o conjunto de incertezas. Além do mais, o problema original possui dois níveis, porém, uma estratégia que já está concretizada na utilização de TDLI é a definição de que a variável incerta tem os valores correspondentes ao seu limite, garantindo que o custo máximo para a função

de robustez, e mínimo para a função de oportunidade ocorra, sem a necessidade de maximizá-lo ou minimizá-lo no segundo nível. Por estar se tratando de duas incertezas simultaneamente, foi necessário utilizar o *augmecon* para encontrar as soluções de Pareto do problema. Com isso, é possível encontrar os valores dos parâmetros de incerteza, sendo que quanto maior a incerteza, maior o custo para o operador, mas menor o risco que se está correndo para o caso da função de robustez. Já para a função de oportunidade, quando maior o parâmetro de incerteza, menor o custo, entretanto o risco será alto considerando esta função.

4 APRESENTAÇÃO DOS RESULTADOS

O modelo apresentado para a programação de operação diária de microrredes sob incertezas, considerando recursos energéticos distribuídos, modelagem CA da rede interna de microrredes, baseado em teoria de decisão com lacunas de informação orientada a dados no capítulo anterior foi implementado computacionalmente. Utilizou-se a linguagem de programação Python 3.9, através do ambiente de desenvolvimento integrado *Spyder* para a implementação e simulação do modelo computacional. Além disso, foi usado o pacote de *software* de código aberto *Pyomo*, o qual permite formular modelos computacionais de forma algébrica, o que se torna muito parecido com a forma literal das equações matemáticas, tornando a implementação mais fácil. Em relação ao solucionador, foi necessário identificar um solucionador que seja capaz de trabalhar com o *Pyomo* e que consiga resolver problemas lineares (LP) e lineares inteiros mistos (MILP), já que a formulação matemática é apresentada desta forma. Portanto, optou-se por utilizar o solucionador Gurobi 9.1.2, que, além de ser amplamente utilizado, também está disponível gratuitamente através de uma licença acadêmica sem limitação de funcionalidade quando comparado à versão comercial. Um laptop com processador Intel® Core™ i7-5500HU CPU (*Central Processing Unit*) @ 2,40GHz, com memória RAM (*Random Access Memory*) de 8,00 GB, foi utilizado para a realização das simulações. Os sistemas teste apresentados no capítulo 3 foram utilizados para a análise das simulações. Além disso, optou-se por separar as análises conforme as estações do ano, principalmente pela diferença que os perfis de carga e geração fotovoltaica apresentam ao decorrer do ano.

4.1 RESULTADOS DO PRÉ-PROCESSAMENTO

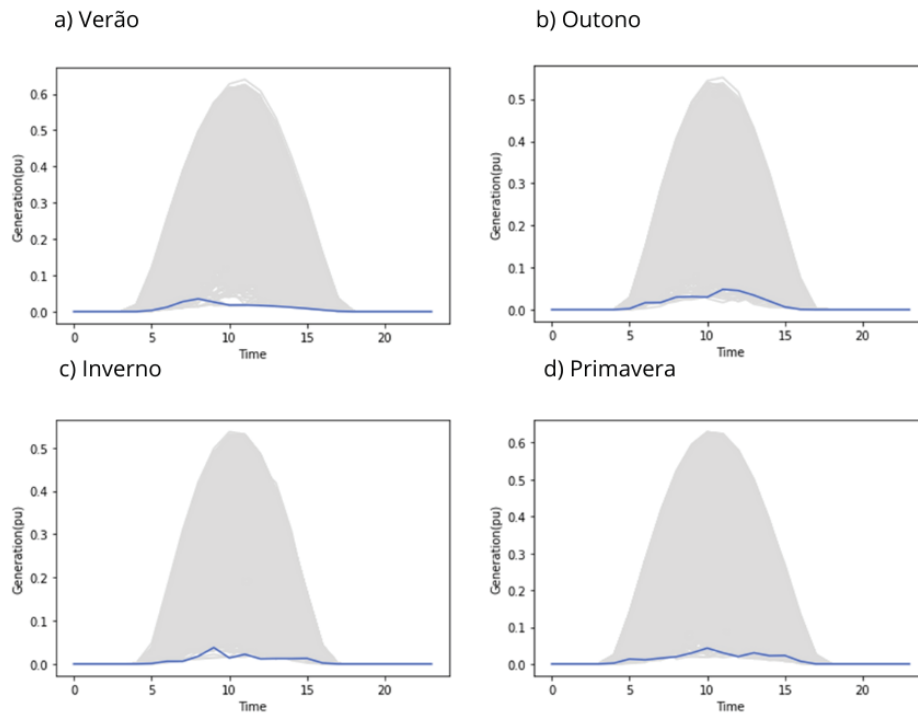
Como mencionado anteriormente, o modelo proposto utiliza dados históricos tanto para reduzir o conservadorismo relativo ao conjunto de incertezas, quando se utiliza a estratégia TDLI de função de robustez, quanto para reduzir resultados extremamente otimistas, mas que não correspondem à realidade do sistema quando se utiliza a função de oportunidade. Por isso, a formulação apresentada na seção 3.1 encontrou um cenário representando o pior caso da geração fotovoltaica e um cenário representando o pior caso da demanda para cada estação do ano para a

função de robustez e um cenário representando o melhor caso da geração fotovoltaica e um cenário representando o melhor caso para a demanda quando se considera a função de oportunidade. É importante frisar que o número total de amostras foi de 126288 obtidas através da ONS (2021) para os dados de demanda do subsistema sudeste e para a geração fotovoltaica foi utilizado o *software* SOLCAST (2021) que fornece os dados de irradiância solar dos últimos anos. Os dados reais da cidade de São Paulo foram utilizados nesta dissertação. As amostras foram separadas por cenários de 24 períodos em 4 estações diferentes, totalizando 1264 cenários para o verão, 1288 cenários para o inverno, 1288 cenários para o outono e 1274 cenários para a primavera. Para cada ano, tem-se uma média de 91 cenários por estação.

4.1.1 Cenários para a Função de Robustez

Os cenários apresentados na FIGURA 10 foram os encontrados para a microrrede 1. Para as outras microrredes utilizadas como teste, os comportamentos são similares, alterando apenas a geração final em pu. Já a FIGURA 11 apresenta os cenários considerados como pior caso para a demanda, em pu. Neste caso, em cinza, se tem todos os cenários históricos apresentados para o período analisado. E em azul, se tem o resultado do pré-processamento apresentado na seção 3.2. Como o objetivo do pré-processamento é encontrar um cenário resultante que represente o pior caso, para a geração fotovoltaica, o cenário resultante representa uma combinação de geração mínima dos cenários históricos analisados. Para a demanda, o pior caso significa dizer uma geração maior, pois traz desafios de fornecimento de energia para essa demanda, precisando respeitar os fluxos de transmissão de energia entre os nós do sistema. Por isso, o cenário resultante para a demanda se encontra entre os cenários superiores dos dados históricos. Os vetores representados em azul são utilizados como dados de entrada no algoritmo, limitando as variáveis de incerteza resultarem em valores do pior cenário.

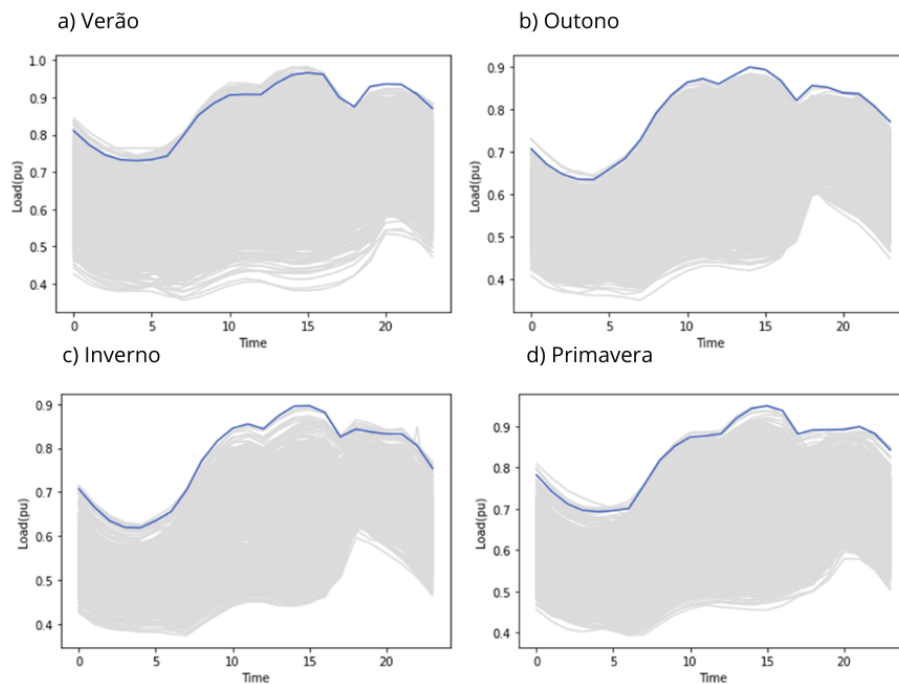
FIGURA 10 – CENÁRIOS DE GERAÇÃO FOTOVOLTAICA ENCONTRADOS PELO DATA-DRIVEN PARA A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ



FONTE: O autor (2022).

LEGENDA: em cinza, então todos os cenários dos dados históricos, em azul, o cenário definido pelo algoritmo.

FIGURA 11 – CENÁRIOS DE DEMANDA ENCONTRADOS PELO DATA-DRIVEN PARA A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ



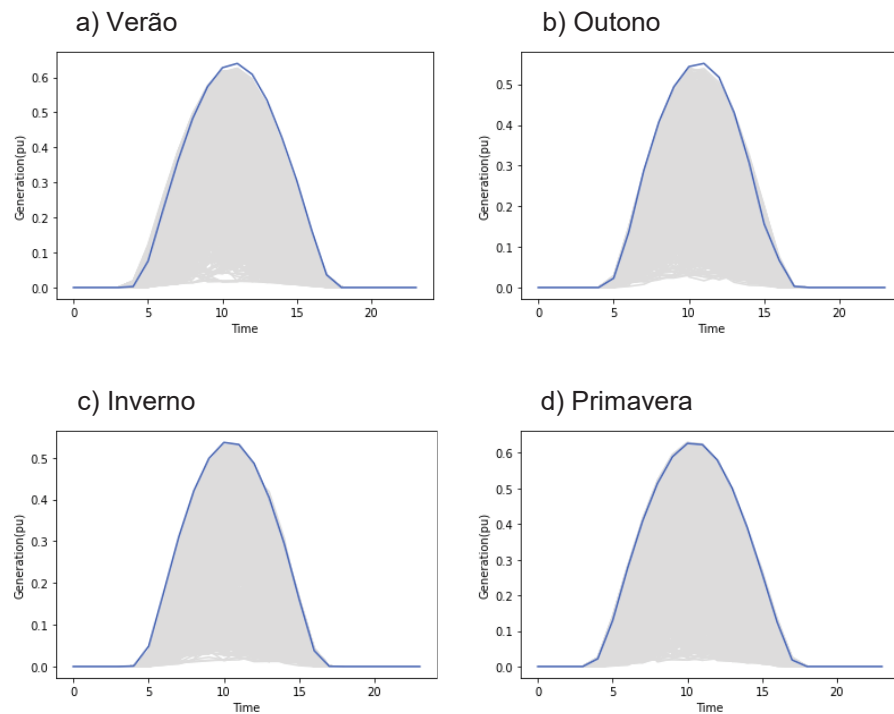
FONTE: O autor (2022).

LEGENDA: em cinza, então todos os cenários dos dados históricos, em azul, o cenário definido pelo algoritmo.

4.1.2 Cenários para a Função de Oportunidade

Neste caso, o pré-processamento é capaz de encontrar para cada uma das estações um cenário correspondente à geração fotovoltaica máxima, como mostra a FIGURA 12, visto que quanto maior a geração fotovoltaica, menos geração térmica e menos riscos de corte de carga se obtêm. Uma análise similar é feita ao cenário correspondente a demanda mínima baseada nos dados históricos, e pode ser visualizada na FIGURA 13.

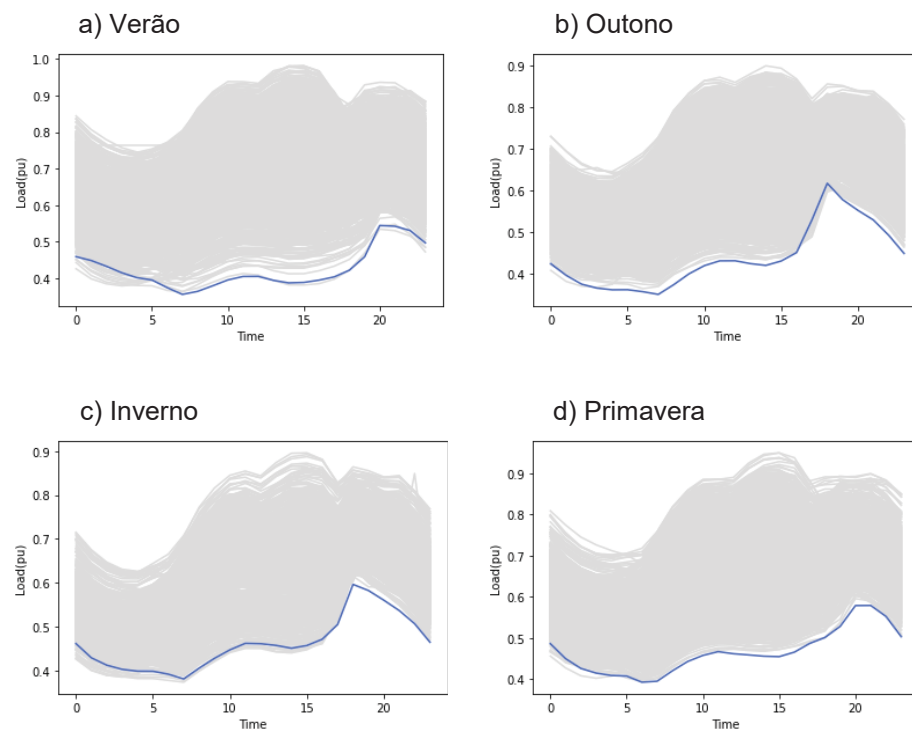
FIGURA 12 – CENÁRIOS DE GERAÇÃO FOTOVOLTAICA ENCONTRADOS PELO DATA-DRIVEN PARA A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE



FONTE: O autor (2022).

LEGENDA: em cinza, então todos os cenários dos dados históricos, em azul, o cenário definido pelo algoritmo.

FIGURA 13 – CENÁRIOS DE DEMANDA ENCONTRADOS PELO DATA-DRIVEN PARA A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE



FONTE: O autor (2022).

LEGENDA: em cinza, então todos os cenários dos dados históricos, em azul, o cenário definido pelo algoritmo.

4.2 MODELO DETERMINÍSTICO

Na determinação do caso base para o modelo TDLI, é necessário encontrar o valor do caso base sem considerar as incertezas do problema, ou seja, o valor da função objetivo, que para este caso é a minimização dos custos operacionais. Todos os recursos energéticos são considerados a fim de se obter os custos totais do sistema. Com isso, a TABELA 13 apresenta os custos do caso base e as FIGURAS 14, 15, 16 e 17 apresentam os despachos das microrredes 1, 2, 3 e 4 para o verão, outono, inverno e primavera, respectivamente:

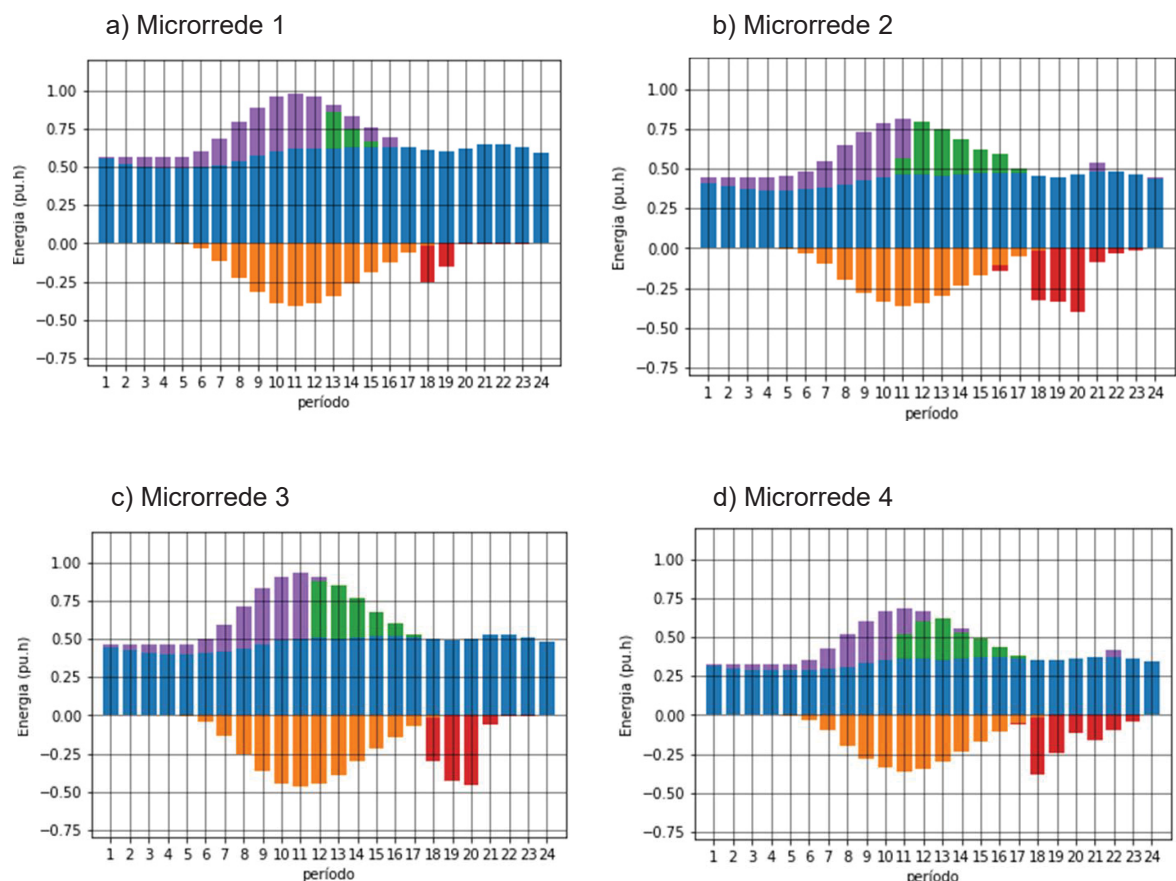
TABELA 13 - RESULTADOS DOS CUSTOS TOTAIS DAS MICRORREDES NO CASO DETERMINÍSTICO

Estação	Microrrede 1	Microrrede 2	Microrrede 3	Microrrede 4
Verão	R\$ 103981,56	R\$ 75223,67	R\$ 78487,86	R\$ 54628,45
Outono	R\$ 95208,69	R\$ 68900,91	R\$ 72292,63	R\$ 50187,40
Inverno	R\$ 92908,27	R\$ 67035,32	R\$ 70706,84	R\$ 48639,28
Primavera	R\$ 98876,62	R\$ 71073,30	R\$ 74328,21	R\$ 51400,77

FONTE: O autor (2022).

A análise mostra que, para o cenário verão, os custos operacionais são mais caros, mesmo que haja mais disponibilidade de geração solar. Isso porque o GRÁFICO 3 mostra que o perfil de carga é maior durante esse período, necessitando de mais energia proveniente da rede, aumentando os custos operacionais. A mesma análise é feita para os custos do inverno, pois apesar de haver menos geração fotovoltaica, a demanda, de maneira semelhante, é menor. Ao comparar os custos da microrrede 1 com as microrredes 2, 3 e 4, constata-se que a microrrede 4 possui menos custos, já que, como apresentado nas seções 3.7.1.1 e 3.7.1.2, a demanda máxima alocada nas barras das outras microrredes é maior do que a demanda da microrrede 4. Esse comportamento também pode ser analisado através dos despachos de cada microrrede apresentados na FIGURA 14.

FIGURA 14 – DESPACHO DAS MICRORREDES NO VERÃO PARA O CASO DETERMINÍSTICO



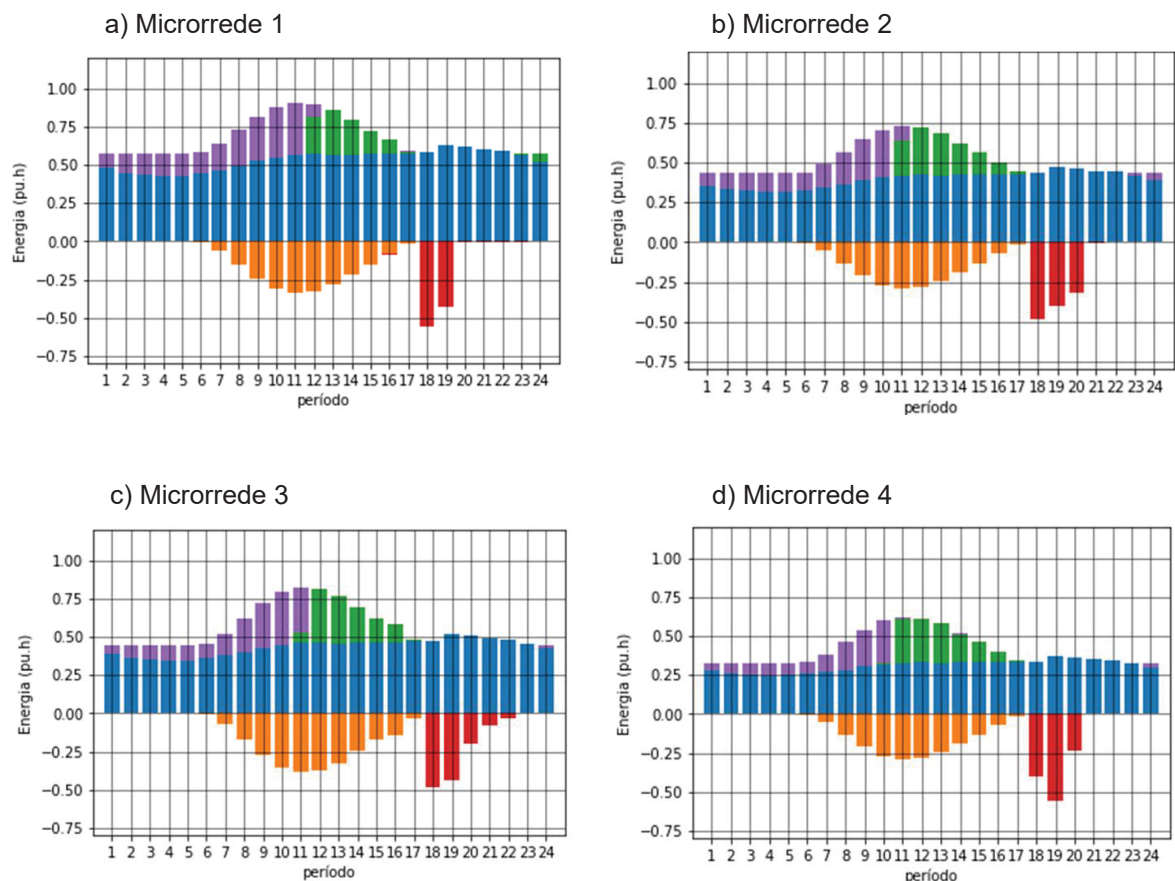
FONTE: O autor (2022)

LEGENDA: Em azul estão as cargas não-controláveis, em roxo, as cargas controláveis, em laranja, a geração fotovoltaica, em verde, o carregamento das baterias, em vermelho, o descarregamento das baterias e em marrom, a geração térmica.

Na FIGURA 14, a geração térmica não é ativada em nenhuma das microrredes. Em relação as baterias, por conta das capacidades de armazenamento, visto que, comparando com a microrrede 1, a microrrede 2 possui capacidade de armazenamento das baterias 20% maior, a microrrede 3 possui capacidade 24% maior e a microrrede 4 possui capacidade 50% maior, é possível observar que há um maior despacho das baterias tanto para o carregamento quanto para o descarregamento das baterias 2, 3 e 4 do que para a microrrede 1.

O despacho do modelo determinístico para o outono é apresentado na FIGURA 15. Ainda que haja 24,45% a menos de geração fotovoltaica quando comparado a geração fotovoltaica para o verão, não foi necessário ativar a geração térmica para este cenário, visto que a demanda também é menor para este cenário.

FIGURA 15 - DESPACHO DAS MICRORREDES NO OUTONO PARA O CASO DETERMINÍSTICO

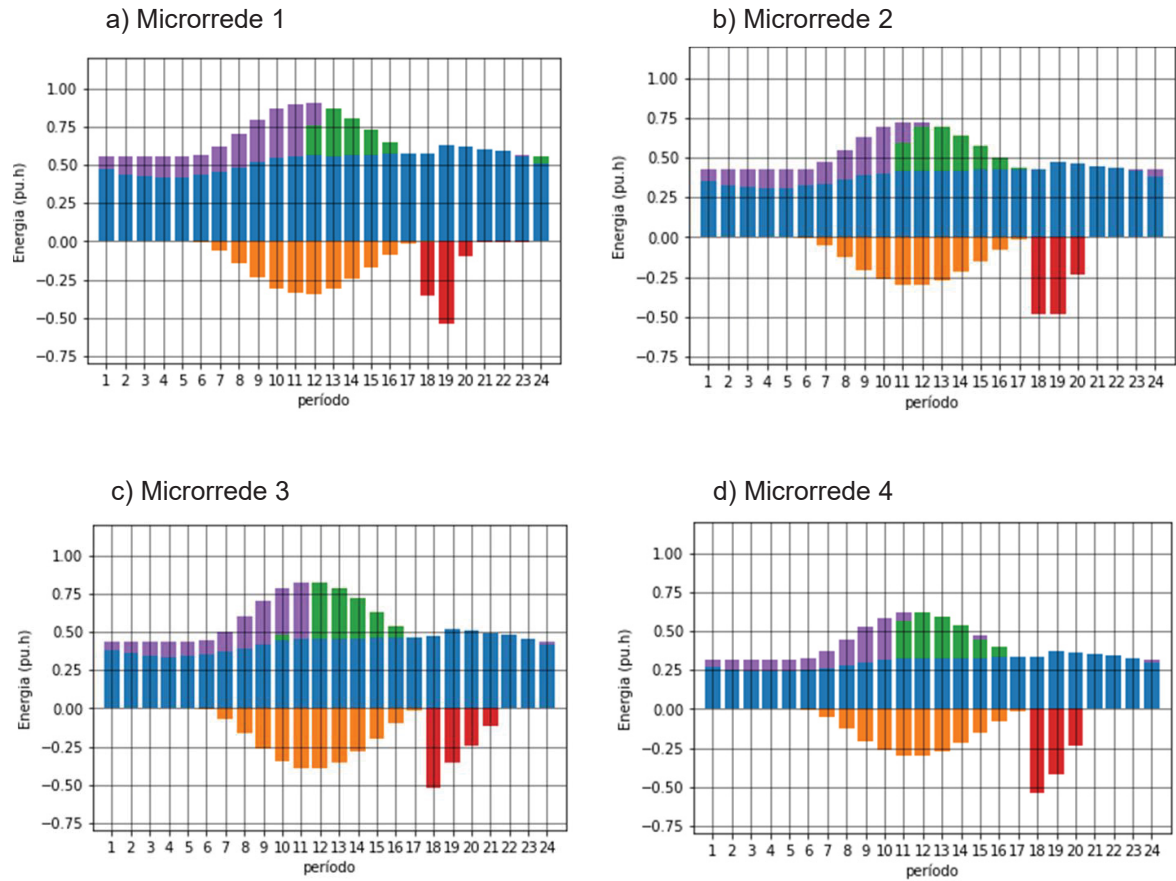


FONTE: O autor (2022)

LEGENDA: Em azul estão as cargas não-controláveis, em roxo, as cargas controláveis, em laranja, a geração fotovoltaica, em verde, o carregamento das baterias, em vermelho, o descarregamento das baterias e em marrom, a geração térmica.

Os despachos para o inverno são apresentados na FIGURA 16 e para a primavera na FIGURA 17.

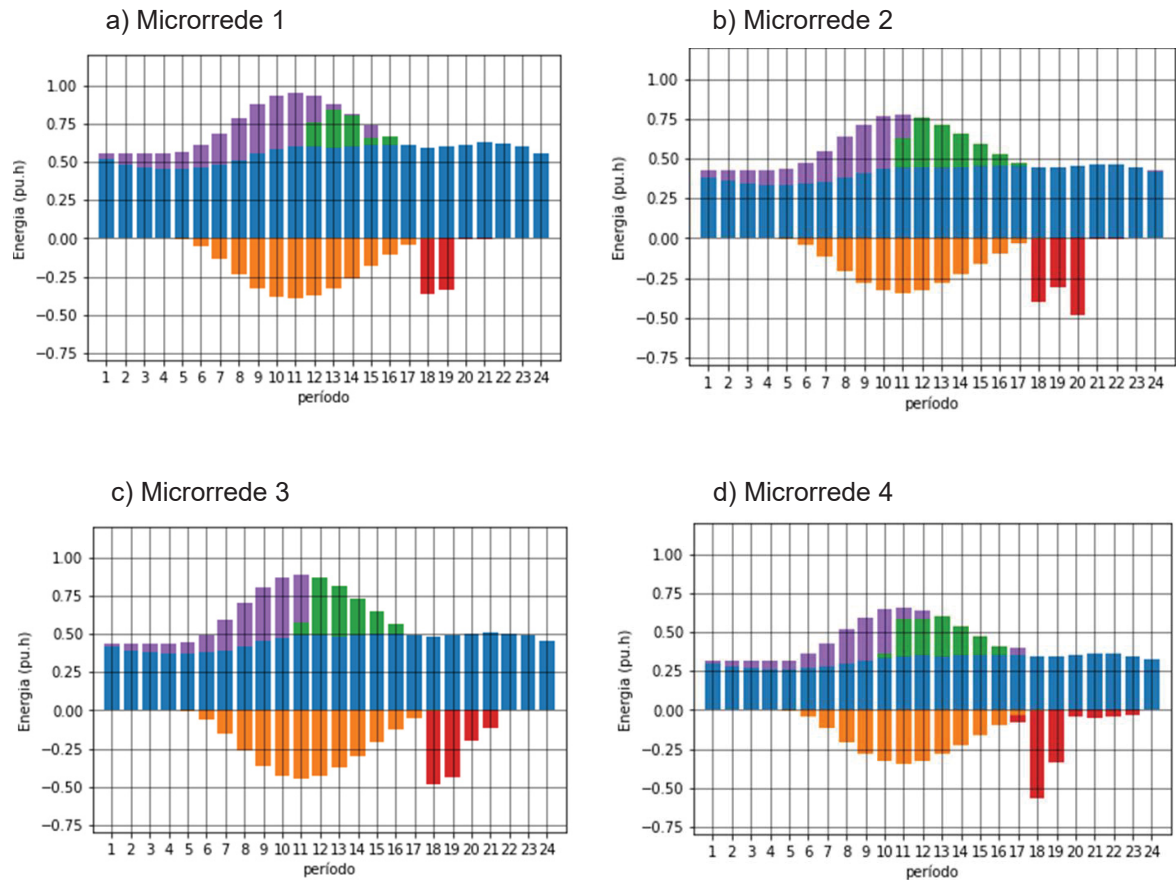
FIGURA 16 - DESPACHO DAS MICRORREDES NO INVERNO PARA O CASO DETERMINÍSTICO



FONTE: O autor (2022).

LEGENDA: Em azul estão as cargas não-controláveis, em roxo, as cargas controláveis, em laranja, a geração fotovoltaica, em verde, o carregamento das baterias, em vermelho, o descarregamento das baterias e em marrom, a geração térmica.

FIGURA 17 - DESPACHO DAS MICRORREDES NA PRIMAVERA PARA O CASO DETERMINÍSTICO



FONTE: O autor (2022).

LEGENDA: Em azul estão as cargas não-controláveis, em roxo, as cargas controláveis, em laranja, a geração fotovoltaica, em verde, o carregamento das baterias, em vermelho, o descarregamento das baterias e em marrom, a geração térmica.

Em um panorama geral, é possível observar que a geração fotovoltaica (em laranja) possui comportamentos diferentes ao longo das estações, respeitando os perfis de geração estabelecidos no GRÁFICO 2. Além disso, as cargas controláveis (em roxo) tendem a concentrar a realocação para os períodos das 2h às 14h, tanto quando a tarifa fora de pico de energia está ativa como quando há geração fotovoltaica, buscando reduzir a utilização de energia comprada da rede. As baterias utilizam a geração fotovoltaica para carregar (em verde) nos períodos em que a tarifa fora de pico de energia está ativa, para descarregar (em vermelho) em períodos que a tarifa de pico de energia está ativa (19h e 20h). Os valores de custos totais apresentados na TABELA 13 são utilizados como dados de entrada no modelo considerando incertezas.

4.3 SIMULAÇÕES COM A TEORIA DE DECISÃO COM LACUNAS DE INFORMAÇÃO ORIENTADA A DADOS

Esta seção tem como objetivo mostrar os resultados das simulações considerando incertezas na geração fotovoltaica e demanda na programação da operação diária das microrredes. Baseando-se nos resultados da seção 4.2, o fator de desvio é aplicado, iniciando em 0 (caso base, quando não há diferença entre o custo do caso determinístico e o custo que o tomador de decisão está disposto a pagar para lidar com as incertezas ou quanto quer pagar mesmo que lide com incertezas), ao passo de 0.05 até atingir os máximos valores possíveis. Os resultados serão apresentados para um desvio de 10%, 20%, 30% e para o ponto de saturação, ou desvio máximo.

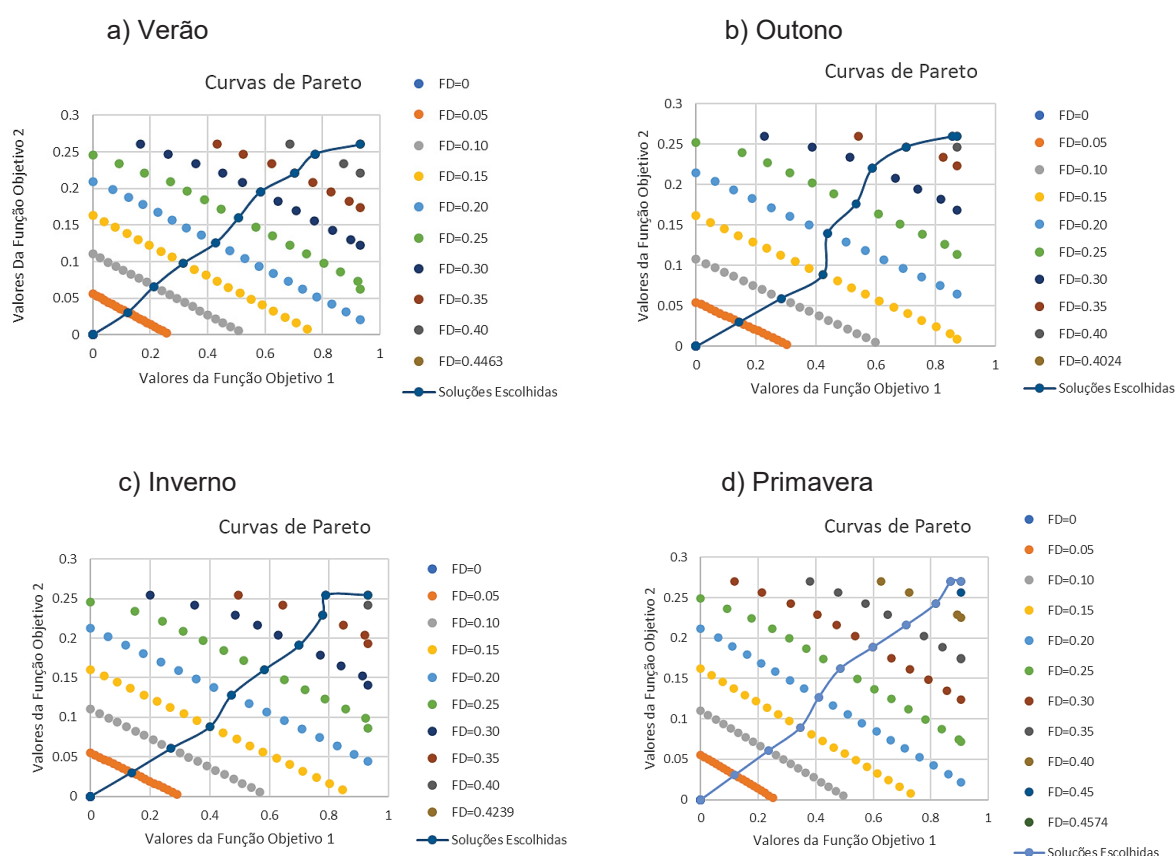
4.3.1 Resultados das Curvas de Pareto para a Função de Robustez

Como mencionado na seção 3.6, para cada fator de desvio, existe uma curva de Pareto correspondente. Nesta seção, são apresentadas as curvas de Pareto de todas as microrredes utilizadas como teste para cada estação dependendo do fator de desvio (FD). Cada curva de Pareto possui um número de soluções eficientes, que, ao aumentar o fator de desvio e uma das soluções encontradas coincidir com os limites definidos no pré-processamento, o número de soluções encontradas começa a diminuir. Quando ambas as variáveis incertas de geração fotovoltaica (Função Objetivo 1) e demanda (Função Objetivo 2) correspondem com os valores dos limites definidos com os dados históricos, apenas uma solução eficiente é encontrada, o que nesta dissertação é denominada como ponto de saturação. Este ponto corresponde ao fator de desvio crítico máximo, ou seja, para a função de robustez, um custo máximo sugerido ao tomador de decisão quando se tem o pior caso tanto para a demanda quanto para a geração, e para a função de oportunidade, um custo mínimo quando se tem os melhores cenários de geração fotovoltaica e demanda.

Na FIGURA 18, é possível observar em que fator de desvio para cada estação alcança os piores cenários de geração fotovoltaica e demanda, ou seja, os pontos encontrados para a função de robustez. Por exemplo, para o verão, o parâmetro de incerteza relacionado à geração fotovoltaica já alcança o valor máximo

a partir de um fator de desvio de 20% de aumento de custos do caso base, com um parâmetro de incerteza da demanda abaixo de 5%. Já o parâmetro de incerteza relacionado à demanda atinge o seu valor mais alto a partir de um fator de desvio de 30% de aumento de custos do caso base, sendo que para o mesmo ponto, a lacuna de informação da geração fotovoltaica é cerca de 12%. Isto porque no método multiobjetivo utilizado, a curva de Pareto é formada por um conjunto de pontos, em que alguns priorizam a função objetivo 1 ou priorizam a função objetivo 2, apenas para o ponto de saturação, ambos os parâmetros de incerteza atingem um valor máximo simultaneamente. O fator de desvio máximo desse caso é de 44,63%. Os resultados das curvas de Pareto para as outras microrredes podem ser encontrados no APÊNDICE 1.

FIGURA 18 – CURVAS DE PARETO E SOLUÇÕES ESCOLHIDAS REFERENTES À MICRORREDE 1 PARA A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ.

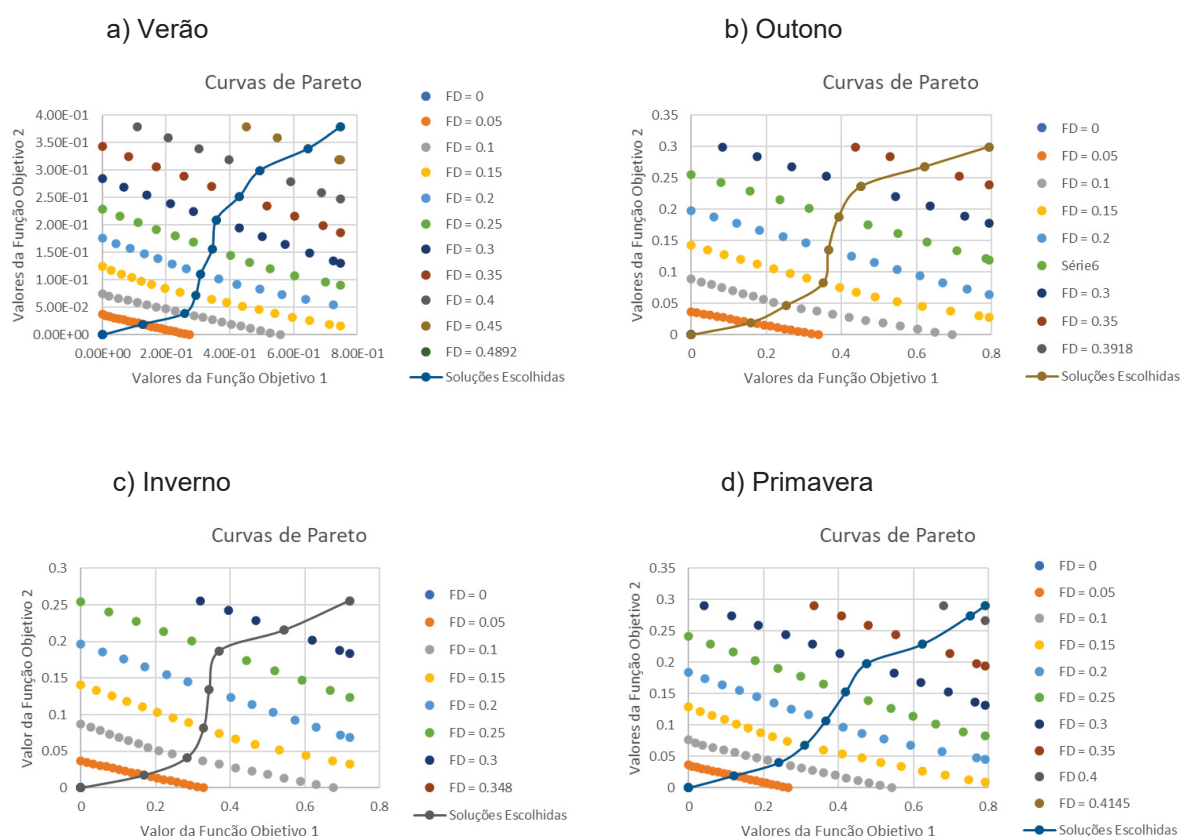


FONTE: O autor (2022).

4.3.2 Resultados das Curvas de Pareto para a Função de Oportunidade

Similar ao aplicado para a função de robustez, os resultados apresentados na FIGURA 19 correspondem às curvas de Pareto para a microrrede 1 quando a estratégia TDLI adotada é referente à função de oportunidade. Neste caso, é possível observar que o maior fator de desvio ocorre durante o verão, sendo de 48,92%, e o menor ocorre durante o inverno, sendo de 34,8%. Estes pontos estão representados no canto superior direito de cada um dos gráficos, onde a curva de Pareto possui apenas uma solução, sendo esta a dos valores máximos correspondentes aos parâmetros de incerteza simultaneamente. Os resultados das curvas de Pareto para as outras microrredes utilizadas como teste em relação a função de oportunidade da TDLI são encontrados no APÊNDICE 1.

FIGURA 19 – CURVAS DE PARETO E SOLUÇÕES ESCOLHIDAS REFERENTES À MICRORREDE 1 PARA A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE.



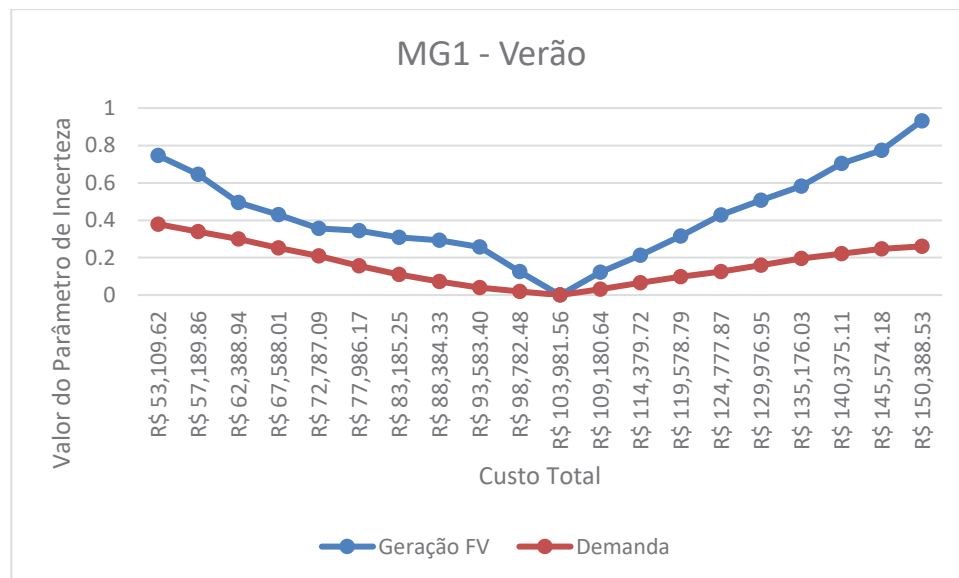
FONTE: O autor (2022).

4.3.3 Resultados para a MG1

A primeira análise é feita sobre o nível de robustez do sistema relacionado à variável de incerteza. Este nível de robustez depende do impacto que a incerteza

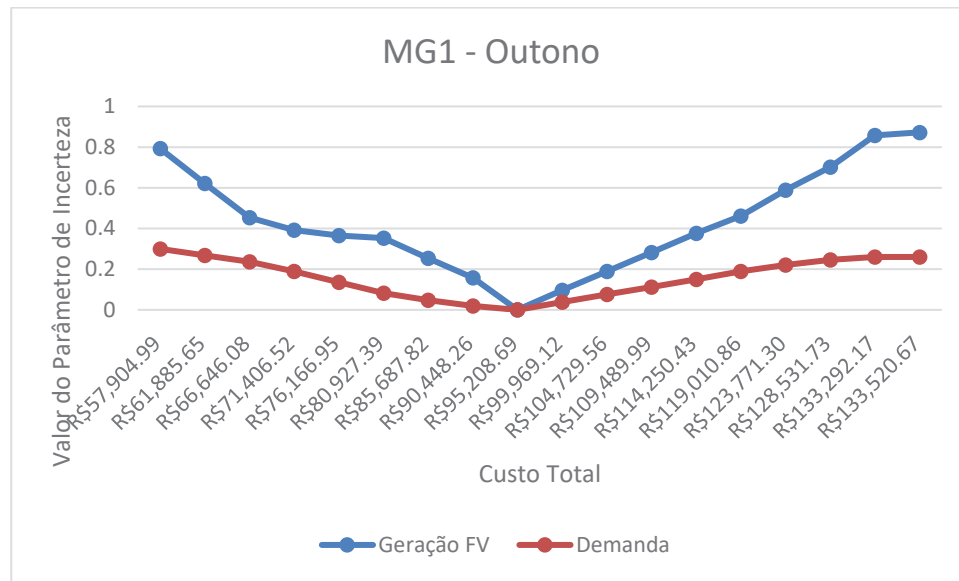
tem no custo total, mostrando o quanto de risco a incerteza da geração fotovoltaica e da demanda podem trazer para o sistema. No método TDLI, um maior nível de robustez significa dizer um menor risco para o operador ou tomador de decisões, visto que ele terá custos maiores do que o custo base. Contrariamente, um maior nível de oportunidade traz maiores riscos para o operador ou tomador de decisões, visto que ele terá custos menores do que o custo base. As FIGURAS 20 a 23 mostram os níveis de robustez e oportunidade relacionados à demanda e à geração fotovoltaica quando considerados simultaneamente em relação ao custo de operação total para, respectivamente, os casos verão, outono, inverno e primavera.

FIGURA 20 – NÍVEIS DE ROBUSTEZ/OPORTUNIDADE DAS VARIÁVEIS INCERTAS PARA O CASO VERÃO DA MG1



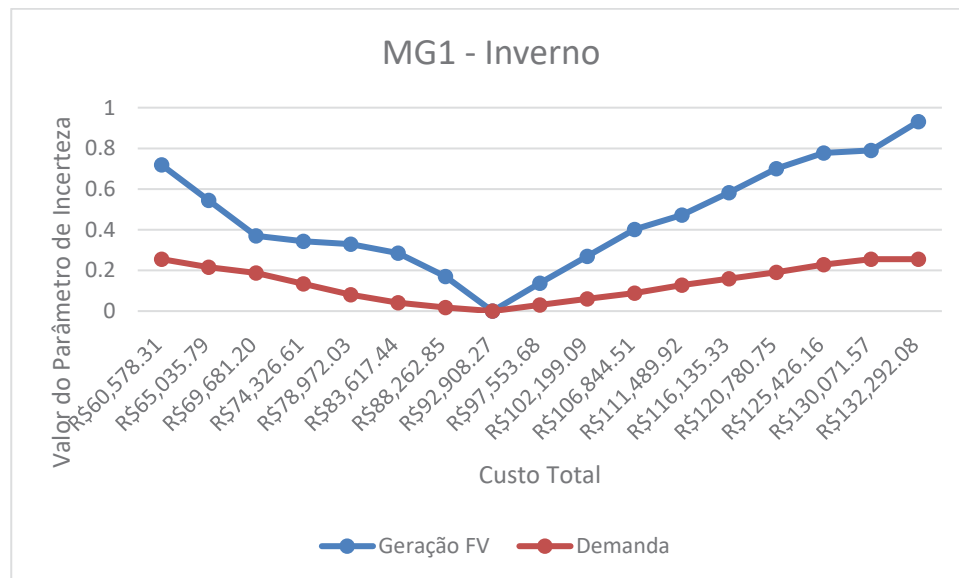
FONTE: O autor (2022)

FIGURA 21- NÍVEIS DE ROBUSTEZ/OPORTUNIDADE DAS VARIÁVEIS INCERTAS PARA O CASO OUTONO DA MG1



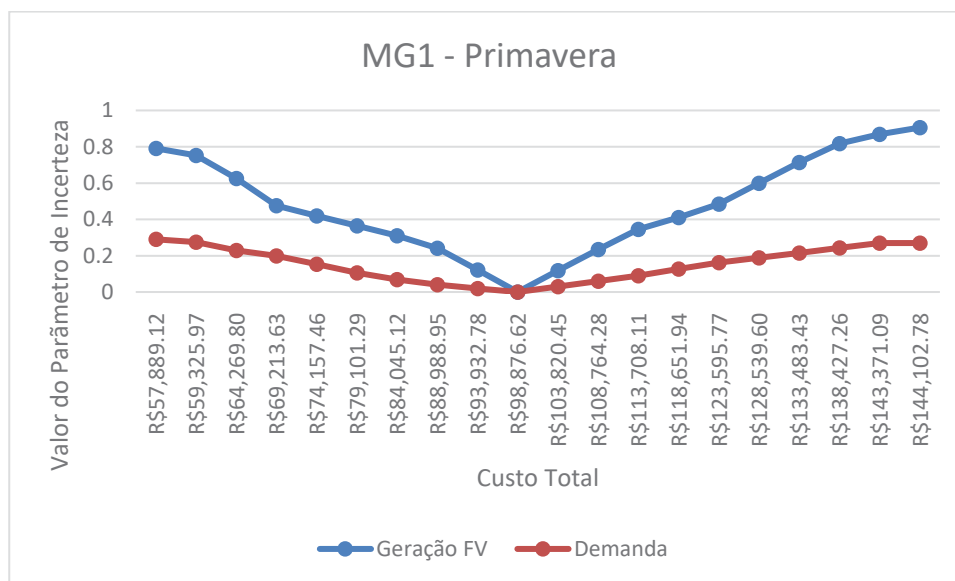
FONTE: O autor (2022)

FIGURA 22- NÍVEIS DE ROBUSTEZ/OPORTUNIDADE DAS VARIÁVEIS INCERTAS PARA O CASO INVERNO DA MG1



FONTE: O autor (2022)

FIGURA 23– NÍVEIS DE ROBUSTEZ/OPORTUNIDADE DAS VARIÁVEIS INCERTAS PARA O CASO PRIMAVERA DA MG1



FONTE: O autor (2022)

Das figuras acima, é possível observar que para todos os casos, os níveis tanto de robustez quando de oportunidade atingem valores mais altos de parâmetros ou níveis de incerteza para a geração fotovoltaica do que para a demanda. Para um nível de robustez e oportunidade nulos em ambas as variáveis de incerteza, os custos permanecem iguais aos do problema determinístico. Quanto maior o nível de incerteza da função de robustez, mais custos de operação o sistema tem, assim como quando se aumenta o nível de oportunidade, menor são os custos operacionais. Para os casos apresentados, nenhum dos valores dos parâmetros de incerteza atingiu um nível de 100%. Isso ocorre pela definição dos limites superiores e inferiores obtidos pelo pré-processamento com *data-driven*, mostrando que sem a abordagem *data-driven* os custos poderiam ser ainda maiores se o tomador de decisão aumentasse o desvio crítico sem nunca alcançar um nível de saturação das variáveis de incerteza para o caso da função de robustez. Já para a função de oportunidade, os parâmetros de incerteza não atingirem 100% acima/abaixo, ou seja, uma geração fotovoltaica duas ou várias vezes maior ou uma demanda nula, significa que os resultados apresentados indicam ao tomador de decisões a não prosseguir na tentativa de diminuir os custos, já que a avaliação da abordagem *data-driven* não apresenta valores melhores do que os já encontrados no pré-processamento. Isto mostra a importância do *data-driven* para encontrar o fator de

desvio para um ponto de saturação do custo de operação. A TABELA 14 apresenta os valores dos níveis de robustez para os custos operacionais com fator de desvio de 10%, 20%, 30% e desvio máximo, o qual varia para cada cenário e depende do nível de robustez das variáveis incertas. É válido destacar que o desvio máximo representa o pior caso de incerteza de demanda e geração ocorrendo simultaneamente.

TABELA 14 – VALORES DO NÍVEL DE ROBUSTEZ PARA CADA ESTAÇÃO E SEU CUSTO OPERACIONAL PARA A MICRORREDE 1

Estação	Fator de desvio	Robustez da Geração Fotovoltaica	Robustez da Demanda	Custo Operacional
Verão	10%	0,21316	0,06627	R\$ 114.379,71
	20%	0,42749	0,12552	R\$ 124.777,87
	30%	0,58305	0,19522	R\$ 135.176,03
	44,63%	0,93202	0,26029	R\$ 150.388,53
Outono	10%	0,18926	0,07559	R\$ 104.729,56
	20%	0,37634	0,15032	R\$ 114.250,42
	30%	0,58951	0,22051	R\$ 123.771,29
	40,25%	0,87255	0,25943	R\$ 133.530,18
Inverno	10%	0,26949	0,06058	R\$ 102.199,09
	20%	0,47218	0,1276	R\$ 111.489,92
	30%	0,70007	0,1909	R\$ 120.780,75
	42,39%	0,93117	0,25454	R\$ 132.292,08
Primavera	10%	0,23488	0,06058	R\$ 108.764,27
	20%	0,41018	0,12672	R\$ 118.651,94
	30%	0,59956	0,18877	R\$ 128.539,60
	45,75%	0,90554	0,26967	R\$ 143.769,56

FONTE: O autor (2022).

Assim como no caso determinístico, o custo operacional mais alto (R\$ 150.388,53) é do caso verão. Coincidentemente, o maior nível de robustez (isto é, o pior variação entre o custo do determinístico e o custo correspondente ao máximo desvio do determinístico) relacionado à geração fotovoltaica também ocorre no caso verão, com um valor de 0,932 ou 93,2% (a geração fotovoltaica diminui em 93,2%) de nível de robustez em relação ao caso base. Para a demanda, o maior nível de robustez ocorre na primavera, com um valor de 26,97% (a demanda aumenta em 26,97%) em relação ao caso base. Isto demonstra que a variável incerta relacionada à geração fotovoltaica possui uma sensibilidade e nível de robustez maior do que o da demanda. Baseando-se nos dados históricos, a variação da geração solar é muito grande, o que pôde ser observado na FIGURA 10, em que todos os cenários históricos foram apresentados juntamente com o cenário de pior realização de geração fotovoltaica resultante. Quando se faz a mesma análise para a demanda, seu nível de robustez é consideravelmente menor, representando menor risco na

operação do sistema. Já a TABELA 15 apresenta os resultados de níveis de oportunidade para a microrrede 1:

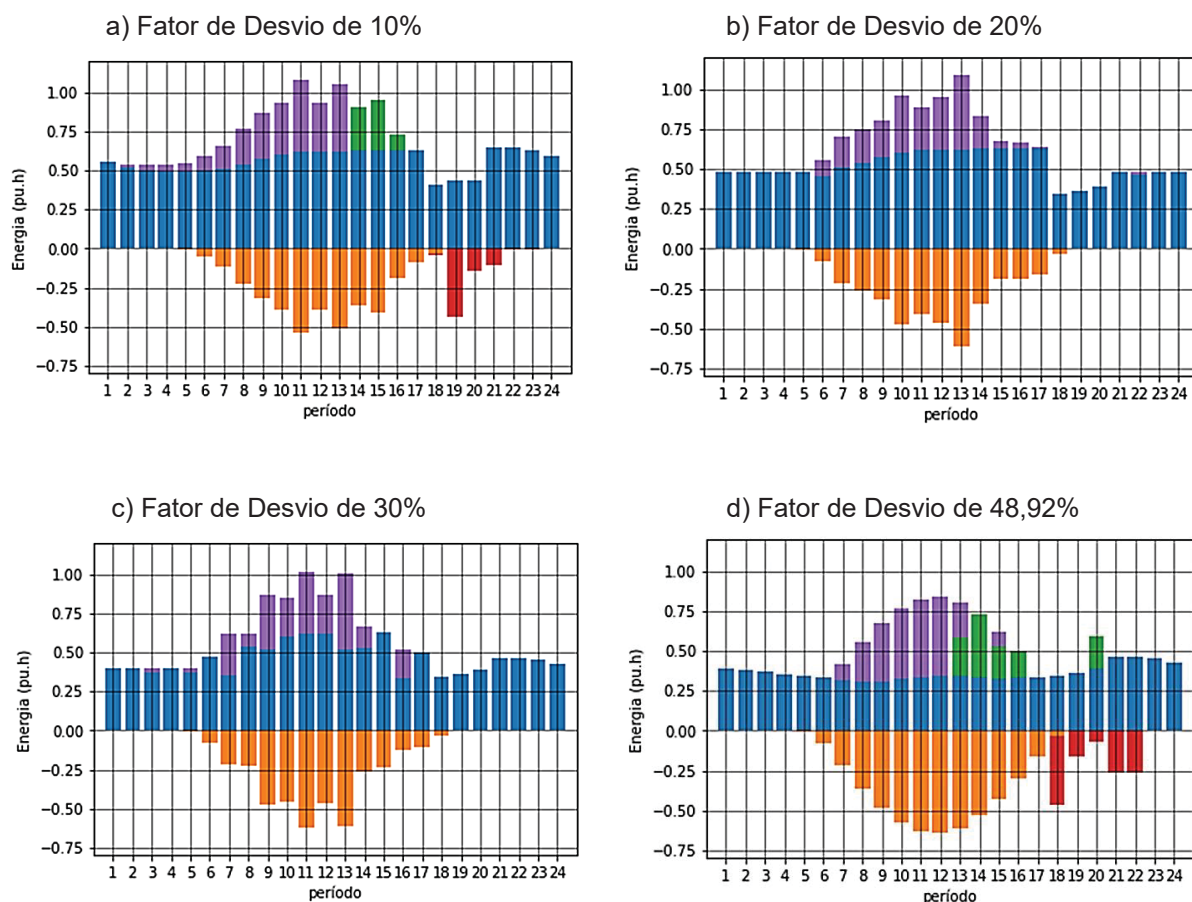
TABELA 15 – VALORES DO NÍVEL DE OPORTUNIDADE PARA CADA ESTAÇÃO E SEU CUSTO OPERACIONAL PARA A MICRORREDE 1

Estação	Fator de desvio	Oportunidade da Geração Fotovoltaica	Oportunidade da Demanda	Custo Operacional
Verão	10%	0,257402	0,039368	R\$ 93.583,40
	20%	0,309152	0,110958	R\$ 83.185,25
	30%	0,357244	0,209790	R\$ 72.787,09
	48,92%	0,747383	0,379387	R\$ 53.109,62
Outono	10%	0,253609	0,047101	R\$ 85.687,82
	20%	0,365767	0,135868	R\$ 76.166,95
	30%	0,452750	0,236628	R\$ 66.646,08
	39.18%	0,793742	0,299728	R\$ 57.904,99
Inverno	10%	0,285069	0,041520	R\$ 83.617,44
	20%	0,344008	0,134292	R\$ 74.326,61
	30%	0,544275	0,215235	R\$ 65.035,79
	34.8%	0,719668	0,255592	R\$ 60.578,33
Primavera	10%	0,241324	0,040142	R\$ 88.988,95
	20%	0,365410	0,106596	R\$ 79.101,29
	30%	0,476105	0,198433	R\$ 69.213,63
	41,45%	0,791328	0,290018	R\$ 57.889,12

FONTE: O autor (2022).

Neste caso, é possível observar que para a função de oportunidade, o maior fator de desvio encontrado foi para o cenário verão, sendo de 48,92%, bem como o menor custo total de R\$ 53.109,62 e o maior nível de oportunidade da demanda de 0,37939 (Diminuição da demanda em 37,9%). Isto é a melhor variação ou uma diminuição do custo determinístico e o custo correspondente ao máximo desvio. Já para a geração fotovoltaica, o maior nível de oportunidade foi de 0,793742 (aumento da geração fotovoltaica em 79,37%). Os despachos considerando incertezas considerando tanto a função de robustez quando a função de oportunidade para a microrrede 1 são apresentados nas FIGURAS 24 e 25 para o cenário verão.

FIGURA 24 – DESPACHOS NA MG1 PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO VERÃO UTILIZANDO A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE

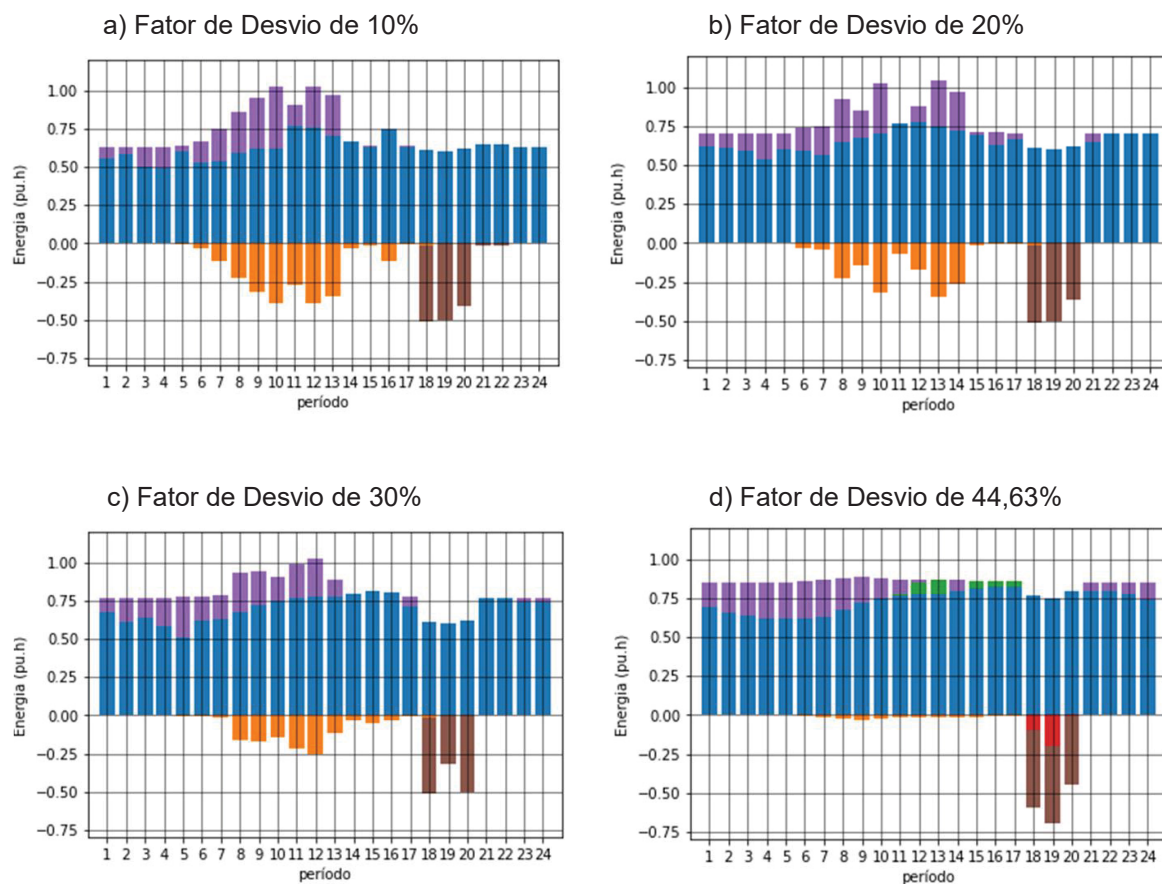


FONTE: O autor (2022)

LEGENDA: Em azul estão as cargas não-controláveis, em roxo, as cargas controláveis, em laranja, a geração fotovoltaica, em verde, o carregamento das baterias, em vermelho, o descarregamento das baterias e em marrom, a geração térmica.

Na FIGURA 24, é perceptível o aumento da geração fotovoltaica com o aumento do fator desvio, assim como a diminuição da demanda. Para os desvios de 20% e 30%, as baterias não foram despachadas e em nenhum dos casos a geração térmica foi ativada dado que não foram necessárias. As cargas controláveis acompanham o comportamento da geração fotovoltaica.

FIGURA 25 – DESPACHOS NA MG1 PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO VERÃO UTILIZANDO A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ



FONTE: O autor (2022)

LEGENDA: Em azul estão as cargas não-controláveis, em roxo, as cargas controláveis, em laranja, a geração fotovoltaica, em verde, o carregamento das baterias, em vermelho, o descarregamento das baterias e em marrom, a geração térmica.

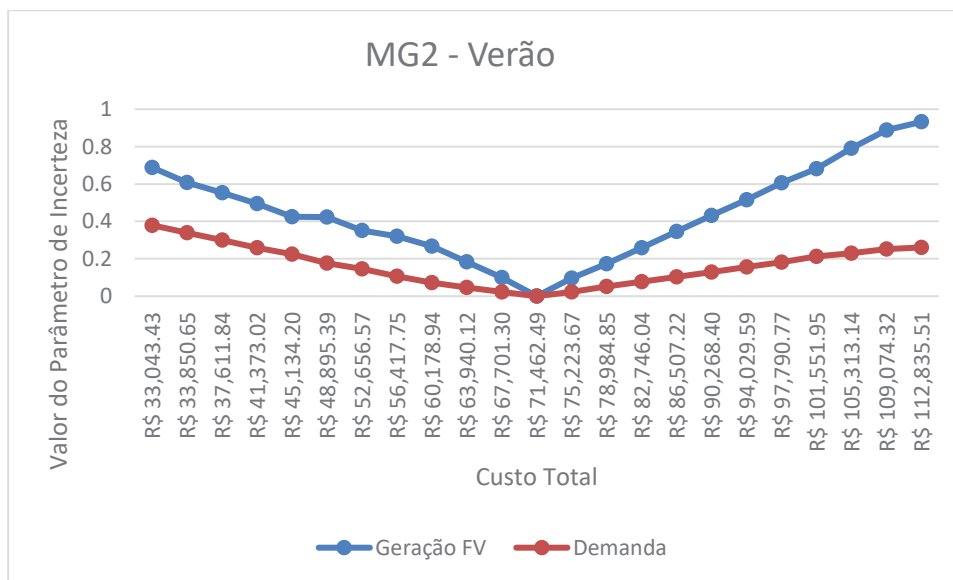
No caso da FIGURA 25, nota-se que a bateria não é despachada para o caso verão na microrrede 1, apenas para o desvio crítico. No entanto, em todos os casos, os geradores térmicos são ativados nos períodos das 19h às 21h, buscando suprir parte da carga durante o período de tarifa de pico de energia. Percebe-se também a diferença de comportamento das cargas controláveis, que ao passo que a geração fotovoltaica diminui, estas vão sendo alocadas em diferentes horários, evitando o horário de pico de demanda. Os casos dos despachos são encontrados no APÊNDICE 2 para as outras estações para evitar repetições de análises, visto que os resultados possuem certa semelhança.

Para os despachos da função de robustez, nota-se também que há uma maior distribuição das cargas controláveis e do carregamento das baterias. Os casos analisados para a microrrede 1 preparam o tomador de decisões para uma variabilidade de operação baseado nos cenários já existentes devido a abordagem *data-driven*, além de saber os limites de custos críticos a serem trabalhados.

4.3.4 Resultados para a MG2

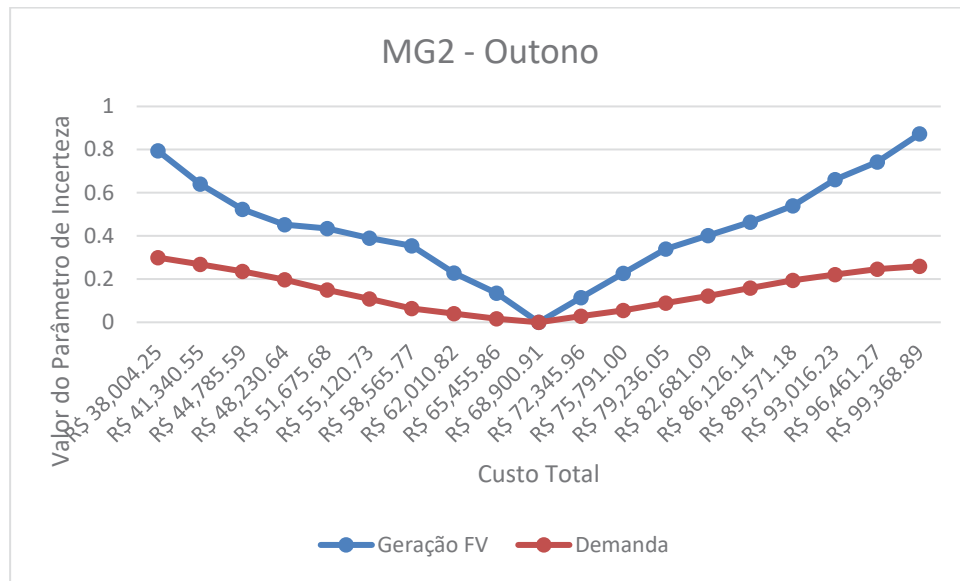
Assim como para a microrrede 1, serão analisados primeiramente os riscos relacionados às incertezas de geração e demanda, avaliando o nível de robustez e de oportunidade dessas incertezas e como estes níveis se relacionam com os custos operacionais totais. As FIGURA 26 a FIGURA 29 mostram o comportamento dos níveis de robustez e oportunidade de geração fotovoltaica e demanda devido ao custo operacional:

FIGURA 26 – NÍVEIS DE ROBUSTEZ/OPORTUNIDADE DAS VARIÁVEIS INCERTAS PARA O CASO VERÃO



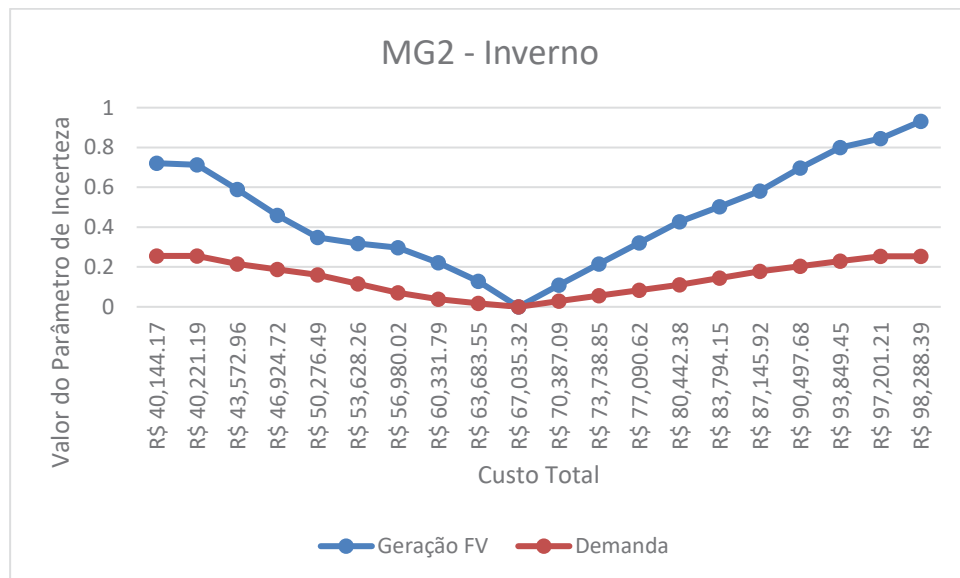
FONTE: O autor (2022)

FIGURA 27- NÍVEIS DE ROBUSTEZ/OPORTUNIDADE DAS VARIÁVEIS INCERTAS PARA O CASO OUTONO



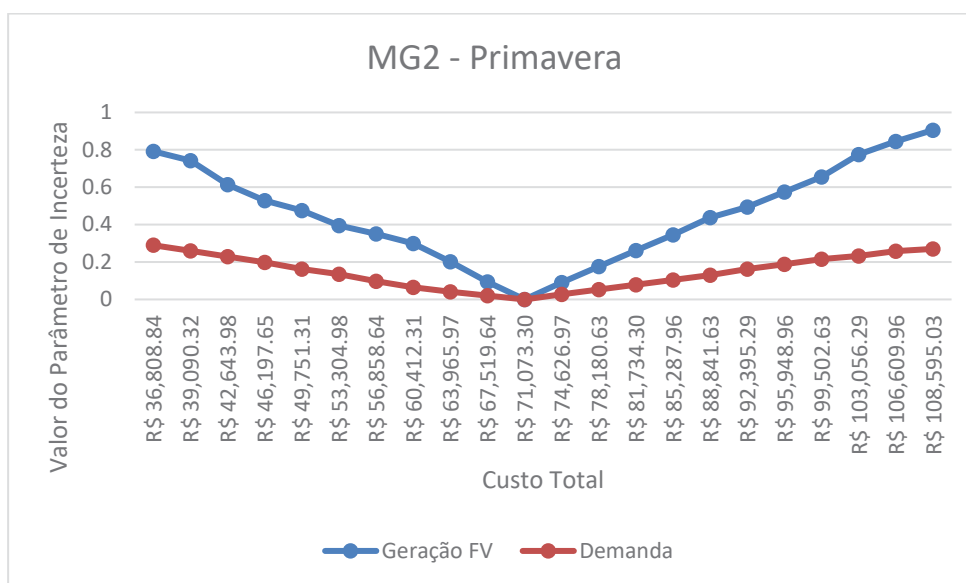
FONTE: O autor (2022)

FIGURA 28- NÍVEIS DE ROBUSTEZ/OPORTUNIDADE DAS VARIÁVEIS INCERTAS PARA O CASO INVERNO



FONTE: O autor (2022)

FIGURA 29– NÍVEIS DE ROBUSTEZ/OPORTUNIDADE DAS VARIÁVEIS INCERTAS PARA O CASO PRIMAVERA



FONTE: O autor (2022)

Assim como ocorreu na MG1, os níveis de robustez e oportunidade relacionados à geração fotovoltaica são maiores do que os níveis de robustez e oportunidade da demanda. A TABELA 16 apresenta os valores dos níveis de robustez para os custos operacionais com desvio de 10%, 20% 30% e desvio máximo de cada cenário, nos quais é analisado o aumento de custo final para os piores casos de nível de robustez das variáveis de incerteza:

TABELA 16 – VALORES DO NÍVEL DE ROBUSTEZ PARA CADA ESTAÇÃO E SEU CUSTO OPERACIONAL PARA A MICRORREDE 2

Estação	Fator de Desvio	Robustez da Geração Fotovoltaica	Robustez da Demanda	Custo Operacional
Verão	10%	0,172891	0,051523	R\$ 82.746,04
	20%	0,345782	0,103045	R\$ 90.268,41
	30%	0,516178	0,156174	R\$ 97.790,77
	51,67%	0,932026	0,260290	R\$ 114.095,05
Outono	10%	0,227045	0,055875	R\$ 75.791,00
	20%	0,402072	0,121437	R\$ 82.681,09
	30%	0,539492	0,194572	R\$ 89.571,18
	44,22%	0,872527	0,259429	R\$ 99.368,89
Inverno	10%	0,215397	0,055746	R\$ 73.738,85
	20%	0,427765	0,110708	R\$ 80.442,39
	30%	0,581061	0,178179	R\$ 87.145,92
	46,62%	0,931109	0,254541	R\$ 98.288,40
Primavera	10%	0,176559	0,053572	R\$ 78.180,63
	20%	0,346333	0,105085	R\$ 85.287,96
	30%	0,495140	0,161803	R\$ 92.395,29
	52,79%	0,905543	0,269671	R\$ 108.595,03

FONTE: O autor (2022).

Para a microrrede 2, o maior nível de incerteza ocorre novamente no Verão, com 93,2% de nível de robustez, ou seja, 93,2% a menos de geração do que a geração prevista utilizada no caso base. A abordagem *data-driven* permite que este nível seja encontrado, pois, apenas utilizando o TDLI tradicionais, os parâmetros seriam maximizados até encontrar um valor de nível de robustez de 100% para a geração fotovoltaica, em outras palavras, uma geração nula. Para a demanda, o pior nível de robustez é o da primavera, com 26,97% de aumento de demanda em relação ao caso base. Constatou-se que o pior custo operacional foi para o caso verão, havendo um aumento de 52,79% dos custos operacionais apresentados no caso base, sendo maior do que os resultados apresentados para a microrrede 1. Isto ocorre, pois como a demanda para esta microrrede é menor do que a da microrrede 1, então o aumento de demanda tem um impacto maior nos custos, por necessitar de mais energia proveniente da rede. Já os níveis de oportunidade são apresentados na TABELA 17.

TABELA 17 – VALORES DO NÍVEL DE OPORTUNIDADE PARA CADA ESTAÇÃO E SEU CUSTO OPERACIONAL PARA A MICRORREDE 2

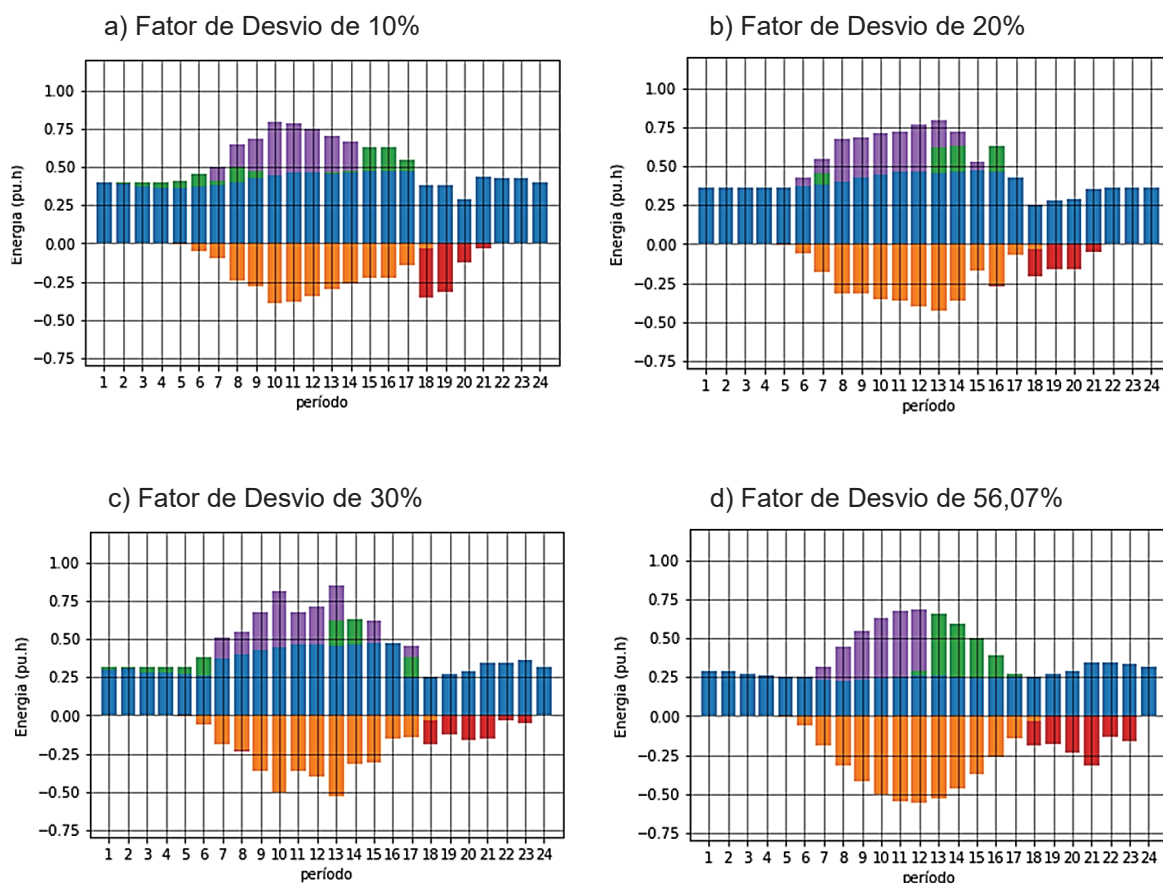
Estação	Fator de Desvio	Oportunidade da Geração Fotovoltaica	Oportunidade da Demanda	Custo Operacional
Verão	10%	0,183898	0,047161	R\$ 67.701,30
	20%	0,319617	0,107154	R\$ 60.178,94
	30%	0,422258	0,176497	R\$ 52.656,57
	56,07%	0,747383	0,379387	R\$ 33.043,43
Outono	10%	0,229017	0,040440	R\$ 62.010,82
	20%	0,390077	0,108128	R\$ 55.120,73
	30%	0,452870	0,197794	R\$ 48.230,64
	44,84%	0,794059	0,299728	R\$ 38.004,25
Inverno	10%	0,222193	0,039192	R\$ 60.331,79
	20%	0,318415	0,115725	R\$ 53.628,26
	30%	0,459970	0,188331	R\$ 46.924,73
	40,11%	0,721291	0,255592	R\$ 40.144,17
Primavera	10%	0,201633	0,041614	R\$ 63.965,97
	20%	0,351469	0,097388	R\$ 56.858,64
	30%	0,476317	0,162590	R\$ 49.751,31
	48,21%	0,791328	0,290018	R\$ 36.808,84

FONTE: O autor (2022).

Neste caso, o maior fator de desvio foi de 56,07%, sendo maior do que para a função de robustez. Os maiores níveis de oportunidade da geração fotovoltaica e da demanda encontrados foram de 0,794059 para a geração fotovoltaica ocorrendo para o cenário outono e 0,379387 para a demanda, para o cenário verão. As diferenças entre as estratégias tomadas na TDLI orientada a dados não se dá apenas nos custos, mas também nos níveis dos parâmetros de incerteza. Em

nenhuma das estratégias, cenários nulos ou com um aumento abrupto ocorrem, como o esperado para a utilização de dados na metodologia proposta. Os despachos da microrrede 2 considerando os casos apresentados nas TABELAS 16 e 17 foram:

FIGURA 30 – DESPACHOS PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO VERÃO DA MG2 UTILIZANDO A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE

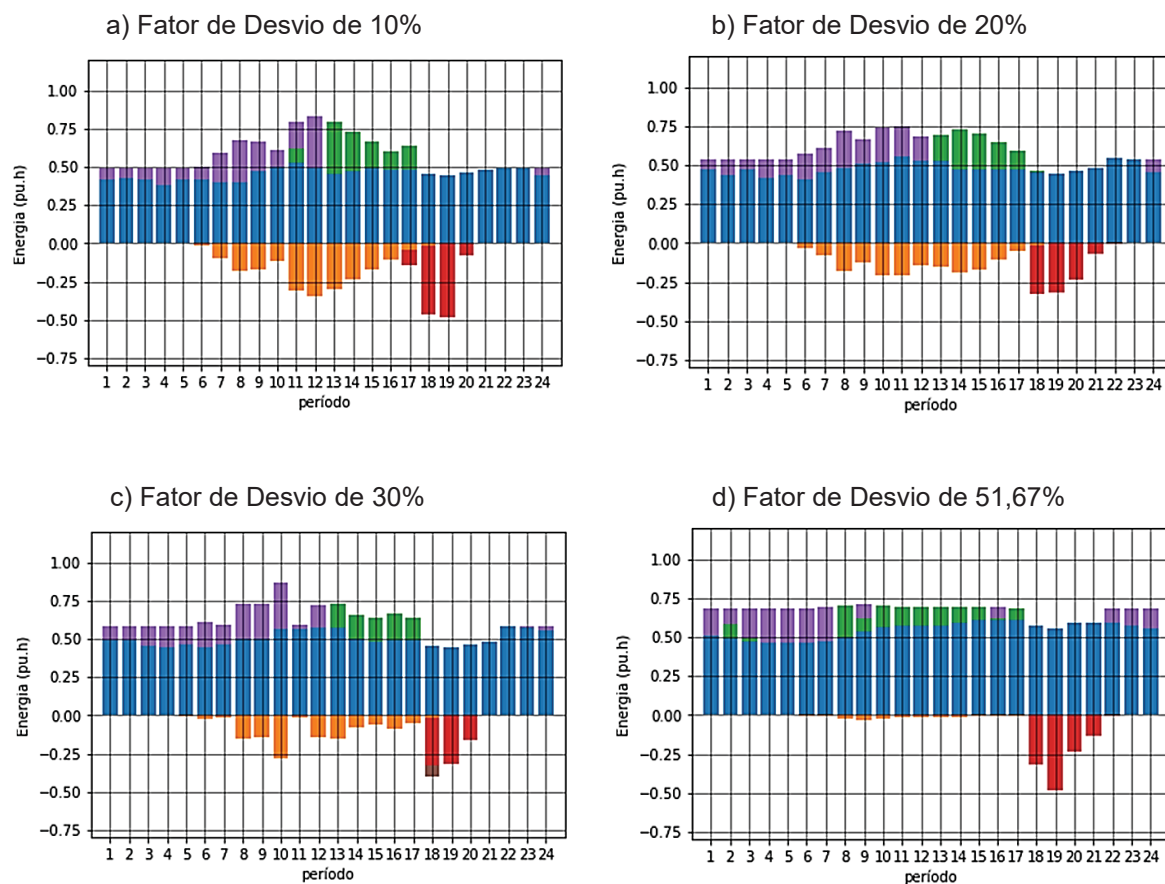


FONTE: O autor (2022)

LEGENDA: Em azul estão as cargas não-controláveis, em roxo, as cargas controláveis, em laranja, a geração fotovoltaica, em verde, o carregamento das baterias, em vermelho, o descarregamento das baterias e em marrom, a geração térmica.

Para a função de oportunidade, os geradores térmicos não foram ativados, similar ao caso determinístico para esta microrrede. Análises similares à microrrede 1 podem ser observadas para os despachos da microrrede 2, como o aumento da geração fotovoltaica e as cargas controláveis seguirem o comportamento da geração fotovoltaica. Para a função de robustez, a FIGURA 31 apresenta os resultados dos despachos para os diferentes fatores de desvio.

FIGURA 31 – DESPACHOS PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO VERÃO DA MG2 UTILIZANDO A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ



FONTE: O autor (2022)

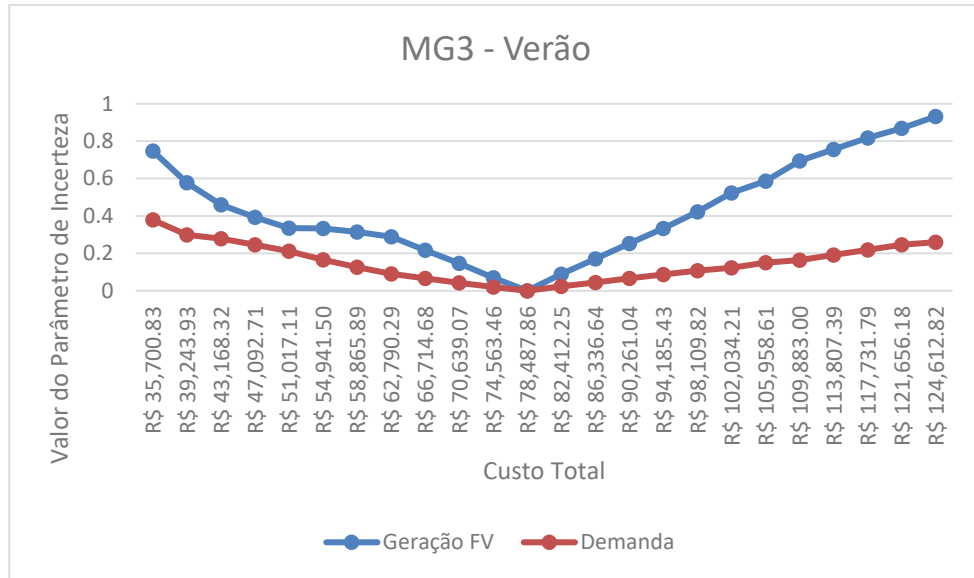
LEGENDA: Em azul estão as cargas não-controláveis, em roxo, as cargas controláveis, em laranja, a geração fotovoltaica, em verde, o carregamento das baterias, em vermelho, o descarregamento das baterias e em marrom, a geração térmica.

Neste caso, em todos os despachos apresentados, pode ser visto claramente a diminuição da geração fotovoltaica com o aumento do fator de desvio, principalmente por essa variável incerta possuir um alto nível de robustez. Também é perceptível o aumento de demanda, ainda que de forma mais sutil do que quando comparado ao nível de robustez da geração fotovoltaica. Este aumento, no entanto, impacta diretamente nos custos, tanto por necessitar despachar mais recursos energéticos para o suprimento da demanda, quanto exigir uma maior transação de energia com a rede.

4.3.5 Resultados para a MG3

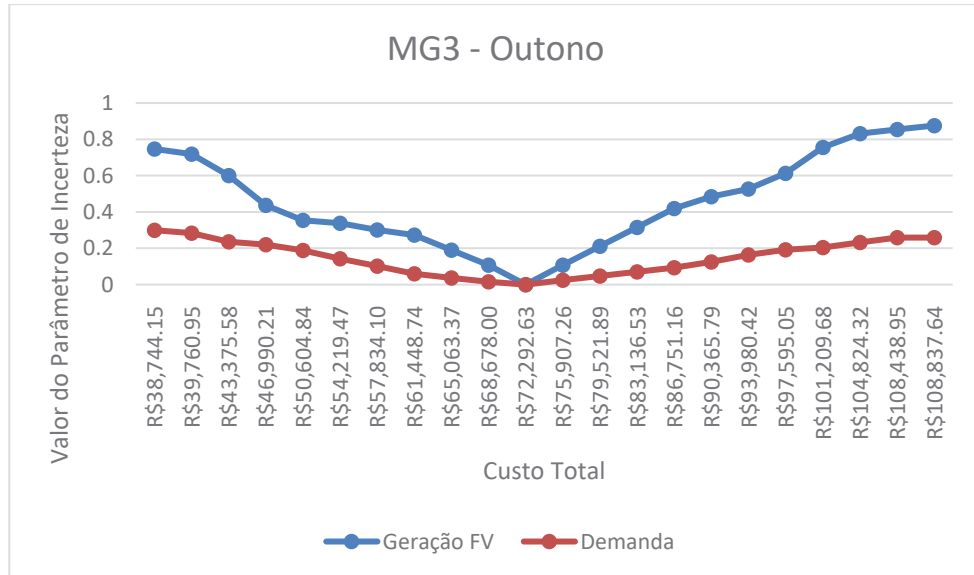
Para a microrrede 3, também se inicia a análise pelos níveis de robustez e oportunidade para cada estação, como apresentam as FIGURAS 32 a 35:

FIGURA 32 – NÍVEIS DE ROBUSTEZ/OPORTUNIDADE DAS VARIÁVEIS INCERTAS PARA O CASO VERÃO DA MG3



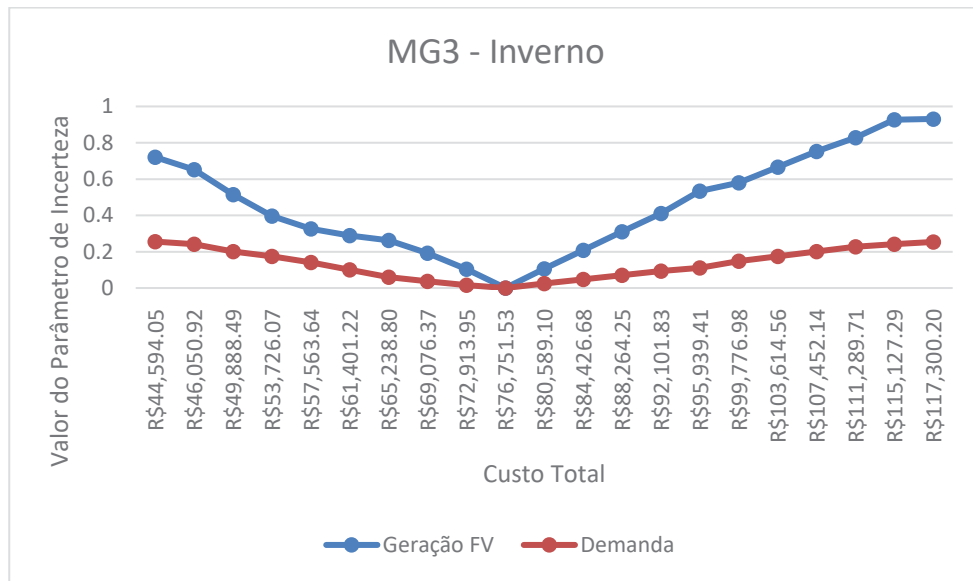
FONTE: O autor (2022)

FIGURA 33– NÍVEIS DE ROBUSTEZ/OPORTUNIDADE DAS VARIÁVEIS INCERTAS PARA O CASO OUTONO DA MG3



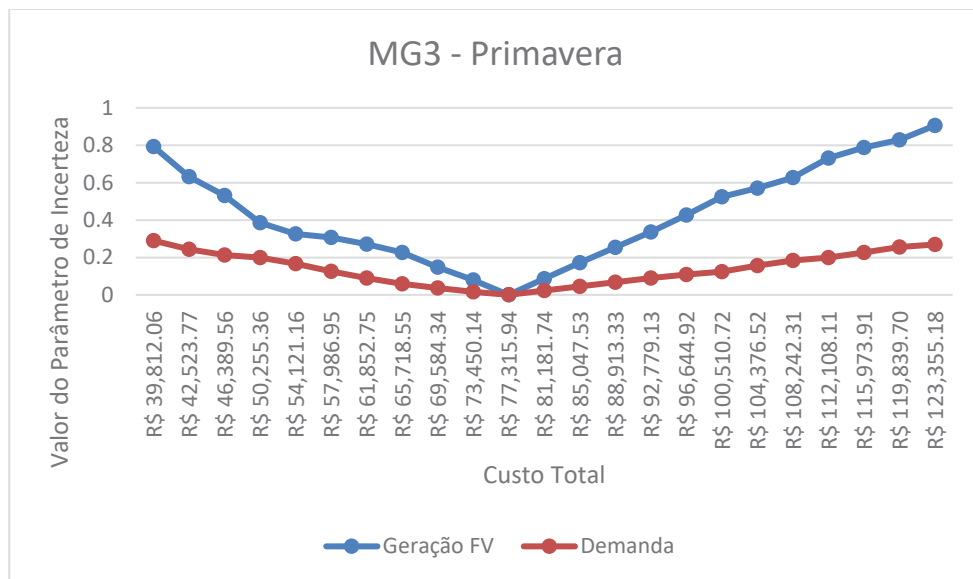
FONTE: O autor (2022)

FIGURA 34– NÍVEIS DE ROBUSTEZ/OPORTUNIDADE DAS VARIÁVEIS INCERTAS PARA O CASO INVERNO DA MG1



FONTE: O autor (2022)

FIGURA 35– NÍVEIS DE ROBUSTEZ/OPORTUNIDADE DAS VARIÁVEIS INCERTAS PARA O CASO PRIMAVERA DA MG1



FONTE: O autor (2022)

Os dados de fator de desvio máximo e níveis de robustez e oportunidade podem ser visualizados nas TABELAS 18 e 19, respectivamente:

TABELA 18 – VALORES DO NÍVEL DE ROBUSTEZ PARA CADA ESTAÇÃO E SEU CUSTO OPERACIONAL PARA A MICRORREDE 3

Estação	Fator de desvio	Robustez da Geração Fotovoltaica	Robustez da Demanda	Custo Operacional
Verão	10%	0,17094	0,04470	R\$ 86.336,64
	20%	0,33409	0,08736	R\$ 94.185,43
	30%	0,52329	0,12330	R\$ 102.034,21
	58,77%	0,93202	0,26029	R\$ 124.612,82
Outono	10%	0,21188	0,04701	R\$ 79.521,89
	20%	0,41952	0,09307	R\$ 86.751,16
	30%	0,52690	0,16385	R\$ 93.980,42
	50,55%	0,87592	0,25943	R\$ 108.837,64
Inverno	10%	0,20869	0,04739	R\$ 77.777,53
	20%	0,41079	0,09329	R\$ 84.848,21
	30%	0,58047	0,14737	R\$ 91.918,90
	52,83%	0,93111	0,25454	R\$ 108.062,05
Primavera	10%	0,17186	0,04570	R\$ 81.761,03
	20%	0,33625	0,08942	R\$ 89.193,85
	30%	0,52459	0,12416	R\$ 96.626,67
	59,55%	0,90544	0,26967	R\$ 118.588,35

FONTE: O autor (2022).

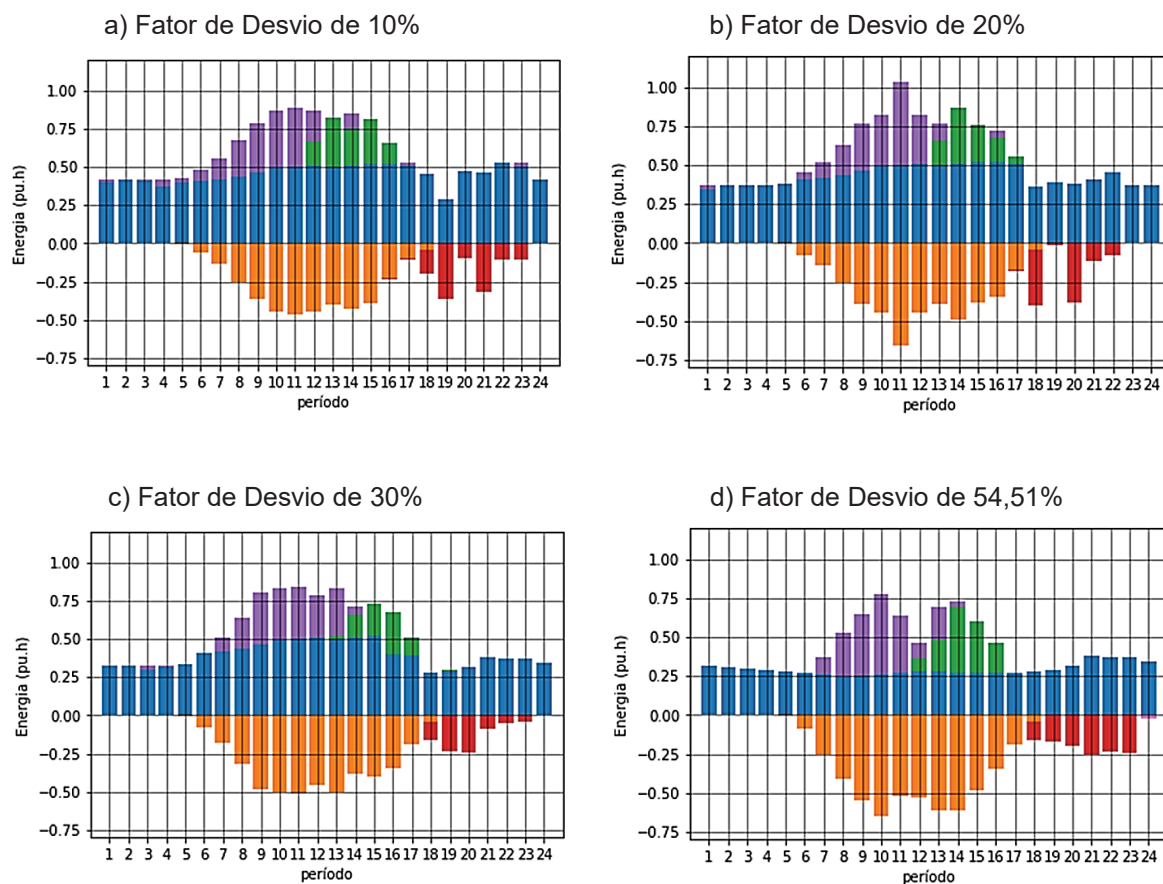
TABELA 19 – VALORES DO NÍVEL DE OPORTUNIDADE PARA CADA ESTAÇÃO E SEU CUSTO OPERACIONAL PARA A MICRORREDE 3

Estação	Fator de desvio	Oportunidade da Geração Fotovoltaica	Oportunidade da Demanda	Custo Operacional
Verão	10%	0,14676	0,04297	R\$ 70.639,07
	20%	0,28839	0,09016	R\$ 62.790,29
	30%	0,33335	0,16623	R\$ 54.941,50
	54,51%	0,74743	0,37939	R\$ 35.700,83
Outono	10%	0,18962	0,03770	R\$ 65.063,37
	20%	0,30167	0,10238	R\$ 57.834,10
	30%	0,35404	0,18932	R\$ 50.604,84
	46,41%	0,74625	0,29973	R\$ 38.744,15
Inverno	10%	0,19227	0,03634	R\$ 63.636,16
	20%	0,28937	0,10054	R\$ 56.565,48
	30%	0,39607	0,17488	R\$ 49.494,79
	41,9%	0,72129	0,25559	R\$ 41.081,98
Primavera	10%	0,14860	0,03723	R\$ 66.895,39
	20%	0,27165	0,08919	R\$ 59.462,57
	30%	0,32640	0,16609	R\$ 52.029,75
	48,51%	0,79336	0,29002	R\$ 38.273,60

FONTE: O autor (2022).

O que pode ser observado é que para a microrrede 3, o fator de desvio é maior para a função de robustez (59,55%) do que para a função de oportunidade (54,51%). Os despachos relacionados aos dados apresentados nas TABELAS 18 e 19 são apresentados nas FIGURAS 36 e 37, respectivamente:

FIGURA 36 – DESPACHOS NA MG3 PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO VERÃO UTILIZANDO A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE

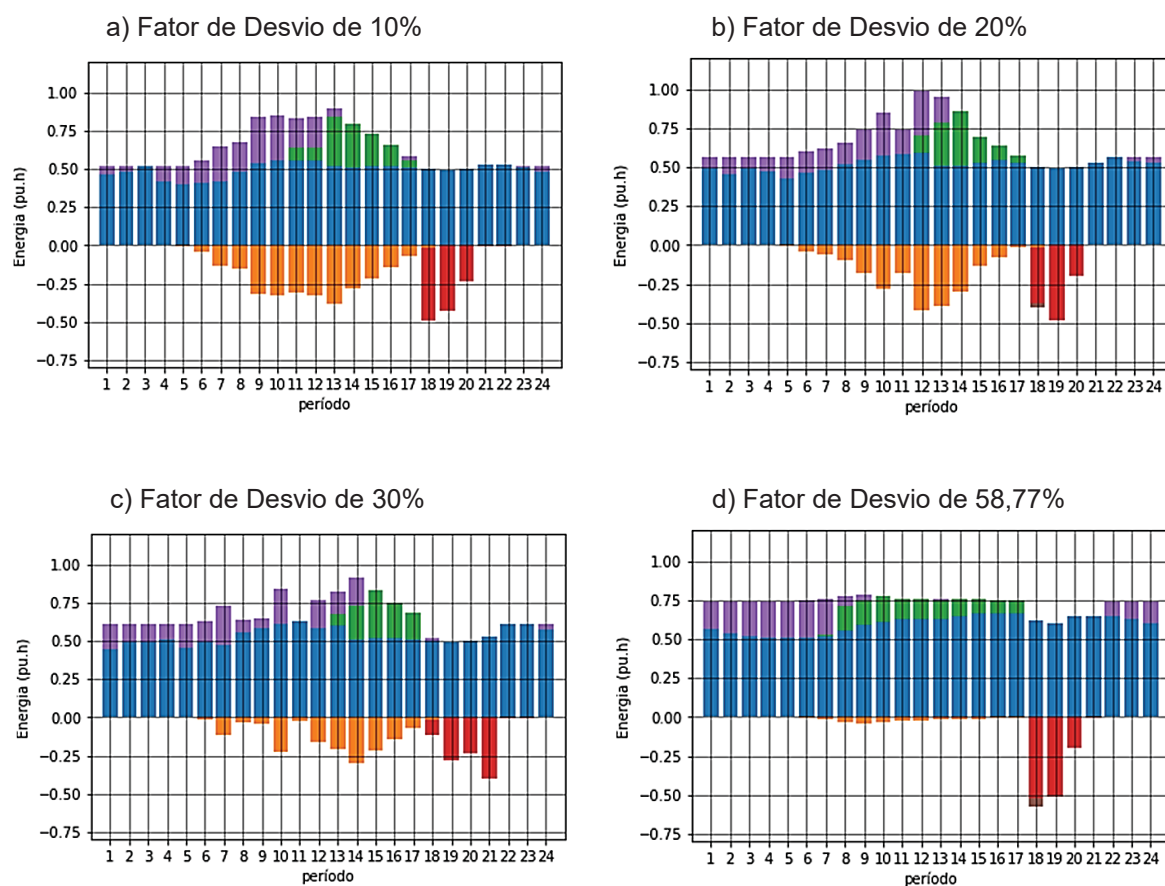


FONTE: O autor (2022)

LEGENDA: Em azul estão as cargas não-controláveis, em roxo, as cargas controláveis, em laranja, a geração fotovoltaica, em verde, o carregamento das baterias, em vermelho, o descarregamento das baterias e em marrom, a geração térmica.

Similar ao que ocorre nas microrredes 1 e 2, as cargas controláveis e o carregamento da bateria acompanham o comportamento da geração solar. Entretanto, quando se observa o descarregamento da bateria, este é mais semelhante à microrrede 2 do que à microrrede 1, visto que, apesar de possuir mais barras e linhas, a microrrede 3 possui uma carga total menor que a da microrrede 1 e cerca de 10% maior do que a carga da microrrede 2. Já para a função de robustez, se vê o comportamento contrário tanto da geração fotovoltaica quanto da demanda, como mostra a FIGURA 37, além disso, a geração térmica é ativada às 18h para um fator de desvio de 20% para o verão e às 18h para o fator de desvio máximo encontrado de 58,77%.

FIGURA 37 – DESPACHOS NA MG3 PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO VERÃO UTILIZANDO A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ



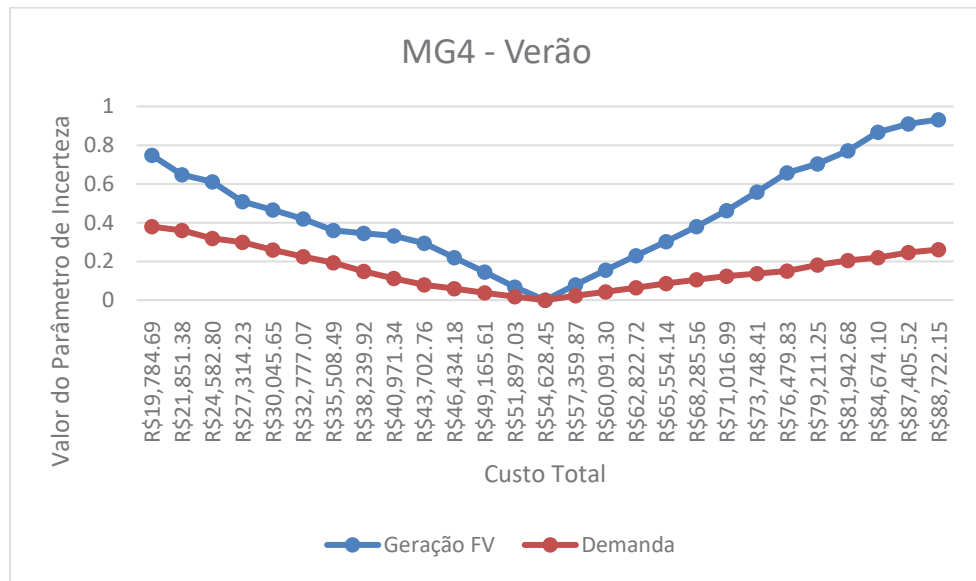
FONTE: O autor (2022)

LEGENDA: Em azul estão as cargas não-controláveis, em roxo, as cargas controláveis, em laranja, a geração fotovoltaica, em verde, o carregamento das baterias, em vermelho, o descarregamento das baterias e em marrom, a geração térmica.

4.3.6 Resultados para a MG4

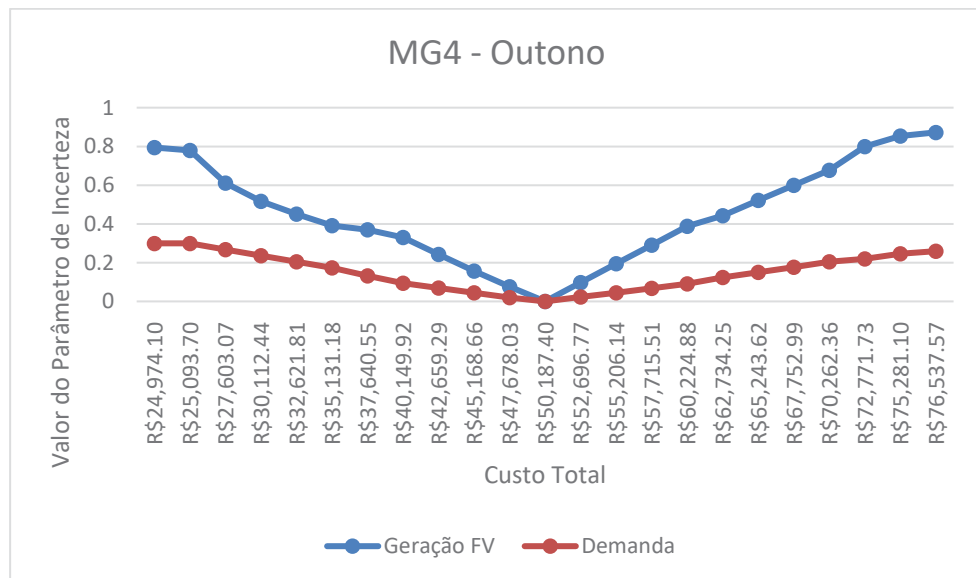
As FIGURAS 38 a 41 mostram o comportamento dos níveis de robustez e oportunidade de geração fotovoltaica e demanda para diferentes custos operacionais.

FIGURA 38 – NÍVEIS DE ROBUSTEZ/OPORTUNIDADE DAS VARIÁVEIS INCERTAS PARA O CASO VERÃO PARA A MG4



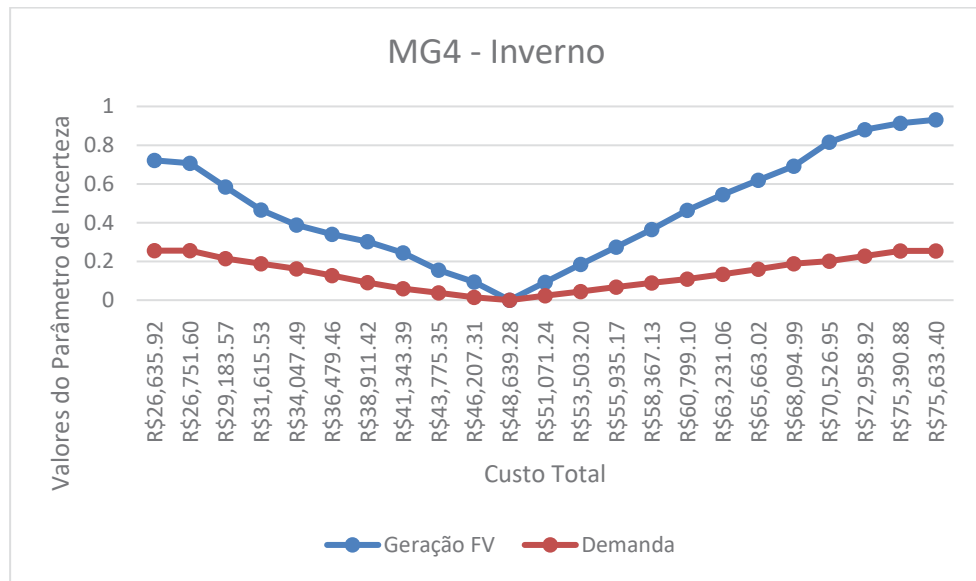
FONTE: O autor (2022)

FIGURA 39– NÍVEIS DE ROBUSTEZ/OPORTUNIDADE DAS VARIÁVEIS INCERTAS PARA O CASO OUTONO



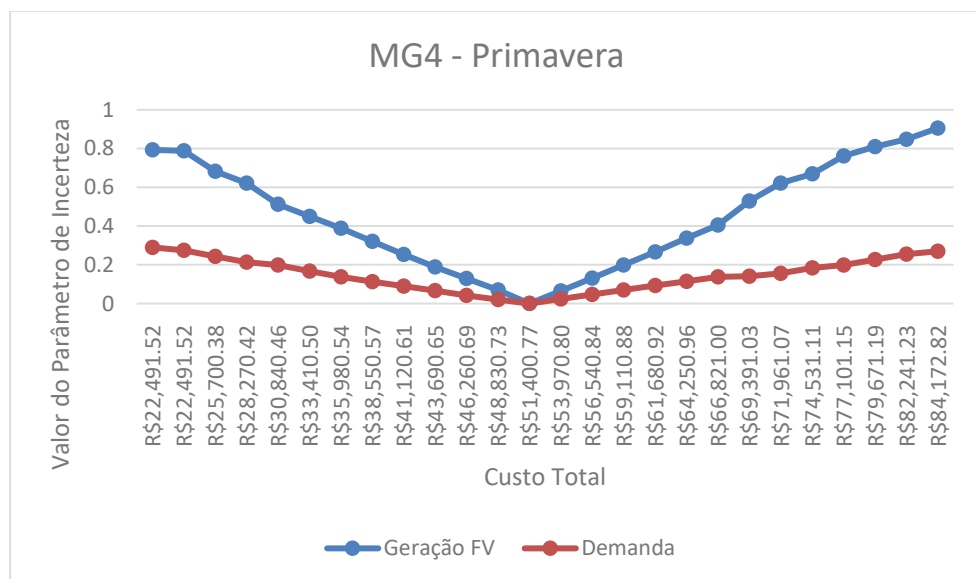
FONTE: O autor (2022)

FIGURA 40– NÍVEIS DE ROBUSTEZ/OPORTUNIDADE DAS VARIÁVEIS INCERTAS PARA O CASO INVERNO



FONTE: O autor (2022)

FIGURA 41– NÍVEIS DE ROBUSTEZ/OPORTUNIDADE DAS VARIÁVEIS INCERTAS PARA O CASO PRIMAVERA



FONTE: O autor (2022)

Os níveis de robustez e oportunidade em cada estação para a microrrede 4 podem ser verificados nas TABELAS 20 e 21 para fatores de desvio de 10%, 20% e 30%, além de apresentar os fatores de desvio críticos de cada cenário analisado:

TABELA 20 – VALORES DO NÍVEL DE ROBUSTEZ PARA CADA ESTAÇÃO E SEU CUSTO OPERACIONAL PARA A MICRORREDE 4

Estação	Fator de desvio	Robustez da Geração Fotovoltaica	Robustez da Demanda	Custo Operacional
Verão	10%	0,15505	0,04362	R\$ 60.091,30
	20%	0,30295	0,08524	R\$ 65.554,14
	30%	0,46222	0,12330	R\$ 71.016,99
	62,41%	0,93203	0,26029	R\$ 88.722,15
Outono	10%	0,19466	0,04523	R\$ 55.206,14
	20%	0,38771	0,09009	R\$ 60.224,88
	30%	0,52167	0,15020	R\$ 65.243,62
	52,50%	0,87253	0,25943	R\$ 76.537,57
Inverno	10%	0,18421	0,04501	R\$ 53.503,20
	20%	0,36545	0,08930	R\$ 58.367,13
	30%	0,54525	0,13397	R\$ 63.231,06
	55,5%	0,93111	0,25454	R\$ 75.633,40
Primavera	10%	0,13149	0,04645	R\$ 56.540,84
	20%	0,26609	0,09400	R\$ 61.680,92
	30%	0,40536	0,13740	R\$ 66.821,00
	63,76%	0,90544	0,26967	R\$ 84.172,82

FONTE: O autor (2022).

TABELA 21 – VALORES DO NÍVEL DE OPORTUNIDADE PARA CADA ESTAÇÃO E SEU CUSTO OPERACIONAL PARA A MICRORREDE 4

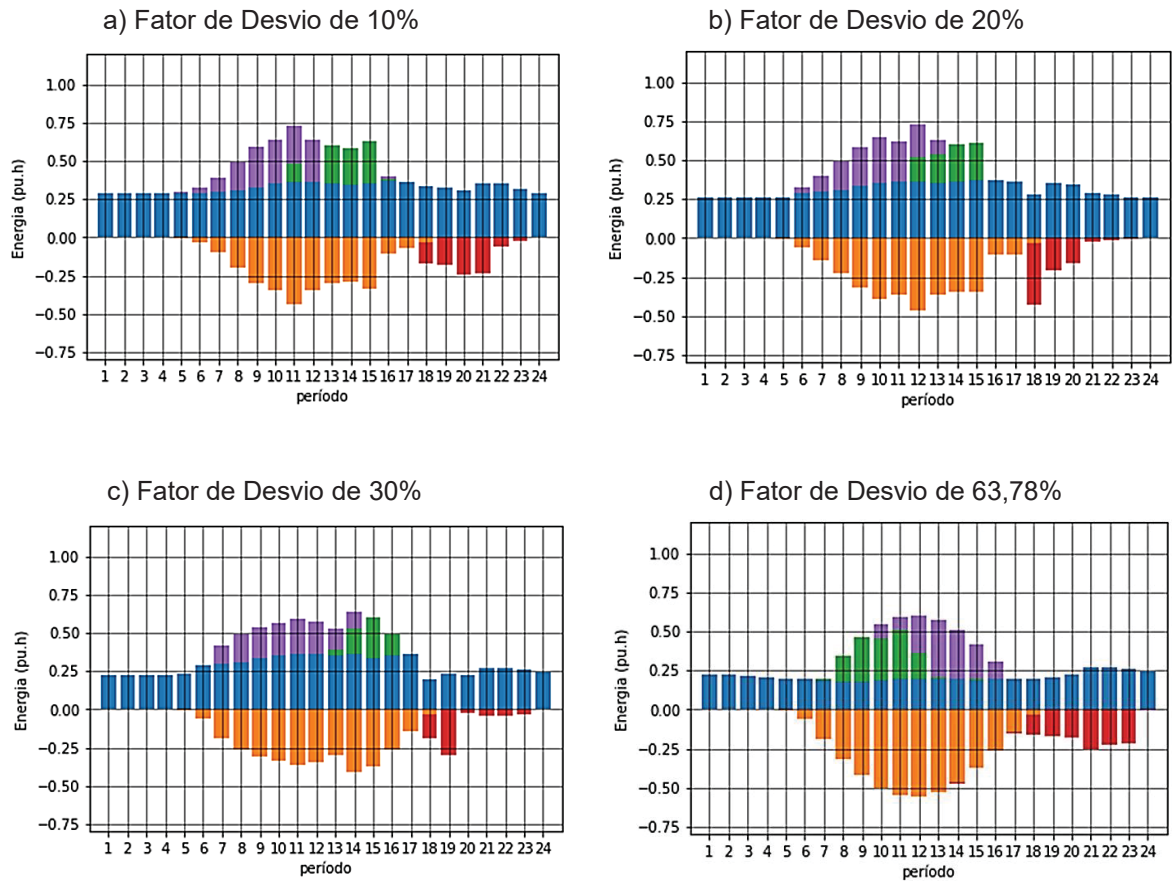
Estação	Fator de desvio	Oportunidade da Geração Fotovoltaica	Oportunidade da Demanda	Custo Operacional
Verão	10%	0,14602	0,03796	R\$ 49.165,61
	20%	0,29392	0,07957	R\$ 43.702,76
	30%	0,34550	0,14852	R\$ 38.239,92
	63,78%	0,74738	0,37939	R\$ 19.784,69
Outono	10%	0,15693	0,04502	R\$ 45.168,66
	20%	0,33001	0,09467	R\$ 40.149,92
	30%	0,39130	0,17318	R\$ 35.131,18
	50,24%	0,79406	0,29973	R\$ 24.974,10
Inverno	10%	0,15539	0,03770	R\$ 43.775,35
	20%	0,30207	0,09113	R\$ 38.911,42
	30%	0,38773	0,16143	R\$ 34.047,49
	45,24%	0,72130	0,25559	R\$ 26.635,92
Primavera	10%	0,12940	0,04206	R\$ 46.260,69
	20%	0,25413	0,08978	R\$ 41.120,61
	30%	0,38829	0,13717	R\$ 35.980,54
	56,24%	0,79336	0,29002	R\$ 22.491,52

FONTE: O autor (2022).

Para a microrrede 4, os maiores níveis tanto de robustez quanto de demanda são similares aos encontrados para as outras microrredes. Entretanto, os maiores fatores de desvio para a função de robustez e oportunidade são respectivamente de 63,76% e 63,78%, ou seja, valores próximos. Também pode ser observado que os custos desta microrrede em ambas as estratégias TDLI adotadas é menor quando comparado com os resultados das outras microrredes. Isso porque

seu custo no modelo determinístico é cerca de 30% menor do que o das outras microrredes. O despacho para os valores apresentados nas TABELAS 20 e 21 podem ser verificados nas FIGURAS 42 e 43:

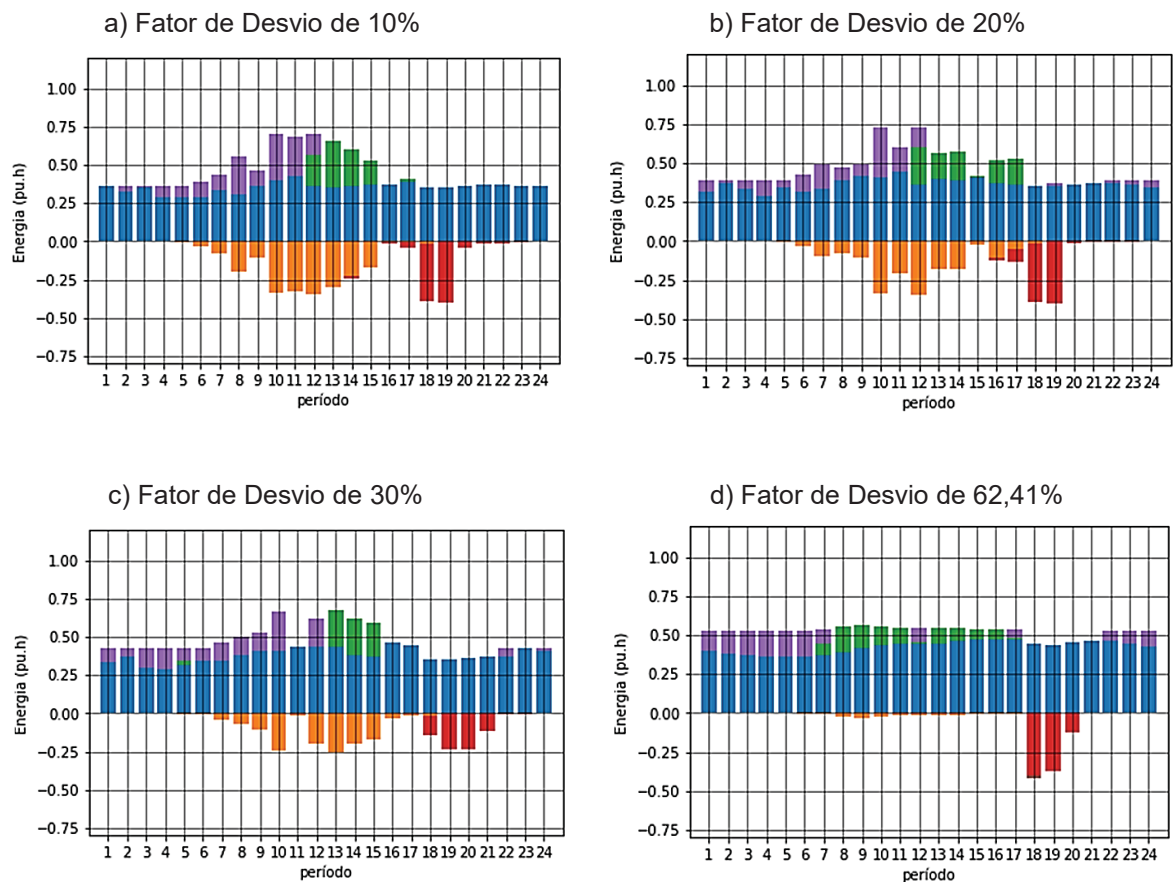
FIGURA 42 – DESPACHOS PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO VERÃO DA MG4 UTILIZANDO A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE



FONTE: O autor (2022)

LEGENDA: Em azul estão as cargas não-controláveis, em roxo, as cargas controláveis, em laranja, a geração fotovoltaica, em verde, o carregamento das baterias, em vermelho, o descarregamento das baterias e em marrom, a geração térmica.

FIGURA 43 – DESPACHOS PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO VERÃO DA MG4 UTILIZANDO A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ



FONTE: O autor (2022)

LEGENDA: Em azul estão as cargas não-controláveis, em roxo, as cargas controláveis, em laranja, a geração fotovoltaica, em verde, o carregamento das baterias, em vermelho, o descarregamento das baterias e em marrom, a geração térmica.

Ao comparar os resultados tanto de despacho como de níveis de robustez e oportunidade de todas as microrredes, observa-se alguns aspectos sutilmente distintos. Entretanto, a maior diferença se dá nos tempos computacionais, como pode ser observado na TABELA 22, em que o maior tempo computacional ocorre para a microrrede 3 para a função de oportunidade, sendo o total de 755,81 s para cada fator de desvio, já que, pela metodologia *augmecon* adotada, o algoritmo gera 20 resultados diferentes, ou seja, 20 despachos diferentes, além do que a microrrede 3 é a mais complexa em termos de número de barras e recursos energéticos utilizados. Já o menor tempo computacional é de 34.08 s, sendo este para a microrrede 2 considerando a função de robustez.

TABELA 22 - RESULTADOS DOS TEMPOS COMPUTACIONAIS

Estratégia TDLI	Microrrede 1	Microrrede 2	Microrrede 3	Microrrede 4
Oportunidade	148,99 s	37,72 s	755,81 s	35,07 s
Robustez	68,71 s	34,08 s	270,81 s	34,46 s

FONTE: O autor (2022).

4.4 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Ao analisar os níveis de robustez da geração fotovoltaica e demanda, foi possível observar o impacto no aumento dos custos operacionais, o que significa dizer que o operador possa estar preparado para os maiores níveis de incerteza ocorrendo simultaneamente, é necessário aumentar o custo operacional final. Semelhantemente, com os níveis de oportunidade, foi possível verificar que esses níveis cumprem a função objetivo de minimizar os custos, mas espera-se que os melhores cenários de geração fotovoltaica e demanda ocorram, o que aumenta os riscos na operação. Com a utilização da abordagem *data-driven*, foi possível encontrar um custo crítico final, deixando a cargo do tomador de decisões definir um custo ideal sabendo os níveis de incerteza do sistema. Assim então a abordagem proposta mostrou ser efetiva, já que com a TDLI tradicional, o tomador de decisões não consegue encontrar os valores de saturação sem aumentar a característica conservadora do modelo para a função de robustez, ou aumentar a característica otimista não condizente com a realidade. Com o a TDLI orientada a dados, um valor de custo realista pode ser encontrado devido aos limites utilizados, resultando em pontos de saturação para as variáveis de incerteza, enquanto para a TDLI tradicional, esse custo real nunca é encontrado, pois estes valores de saturação não são conhecidos. Por exemplo, para a microrrede 1 no cenário Verão, caso o tomador de decisões escolher um nível de robustez de 0,7655, isto representaria um desvio de 75% a mais com relação ao caso base, enquanto a solução proposta da TDLI orientada a dados, representa um desvio de apenas 44,97%, como pode ser visto na TABELA 23.

TABELA 23 – COMPARAÇÃO DOS PARÂMETROS DE INCERTEZA PARA O CENÁRIO VERÃO DA MICRORREDE 1 UTILIZANDO A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ.

Estação	Robustez da Geração Fotovoltaica (TDLI orientada a dados)	Robustez da Demanda (TDLI orientada a dados)	Robustez da Geração Fotovoltaica (TDLI Tradicional)	Robustez da Demanda (TDLI Tradicional)	Fator de Desvio
Verão	0,12154	0,03079	0,12154	0,03079	5%
	0,21316	0,06627	0,23980	0,06075	10%
	0,31472	0,09785	0,35406	0,08969	15%
	0,42749	0,12552	0,46489	0,11777	20%
	0,50714	0,15998	0,51160	0,15906	25%
	0,58305	0,19522	0,53258	0,20568	30%
	0,70338	0,22125	0,61979	0,23857	35%
	0,77437	0,24728	0,60086	0,29346	40%
	0,93203	0,26029	...	...	44,63%(máx)
	-	-	0,64109	0,33610	45%
	-	-	0,65331	0,38453	50%
	-	-	0,69865	0,42610	55%
	-	-	0,70892	0,47494	60%
	-	-	0,7198	0,52366	65%
	-	-	0,74904	0,56857	70%
	-	-	0,76552	0,61612	75%
	-	-	...	...	...

FONTE: O autor (2022).

Isto demonstra a grande vantagem da metodologia proposta em termos de qualidade de resultados e custos. Os resultados de despacho também mostram a eficácia do modelo proposto, sendo possível observar o comportamento da microrrede com o aumento da demanda e redução da geração fotovoltaica para a função de robustez e o aumento da geração fotovoltaica e redução da demanda para a função de oportunidade. Os valores de comparação dos resultados da TDLI orientada a dados e da TDLI tradicional para as demais estações para as microrredes 1 e 2 utilizando função de robustez são apresentados no APÊNDICE 3.

Ao comparar os resultados encontrados com os investigados na revisão bibliográfica, é possível verificar que os resultados coincidem qualitativamente com Ahmadi et al. (2019), Kia et al. (2020) e Mazidi et al. (2016), visto que nestes trabalhos, os impactos do nível de robustez aumentam os custos visando reduzir os riscos associados às variáveis incertas consideradas.

5 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

Este trabalho teve como objetivo apresentar um modelo computacional para o problema da programação da operação diária de microrredes considerando incertezas na geração fotovoltaica e na demanda, baseando-se na teoria de decisão com lacunas de informação (TDLI) orientada a dados. O modelo considera recursos energéticos distribuídos como sistemas de armazenamento por baterias, resposta da demanda e incertezas e foi formulado como um problema linear inteiro- misto (MILP).

A abordagem *data-driven* foi utilizada em um pré-processamento do modelo para remodelar o conjunto de incertezas, quando se analisou dados de 14 anos discretizados em base horária. O algoritmo foi capaz de identificar o pior cenário das variáveis de incerteza, ou seja, a maior demanda e a menor geração fotovoltaica. Esses cenários encontrados são usados como limites superiores e inferiores das variáveis incertas, reduzindo a característica conservadora da abordagem tradicional, possibilitando que o tomador de decisões encontre um nível de saturação dessas variáveis, bem como do custo operacional. Para uma análise mais específica, optou-se por dividir os dados históricos em estações do ano, visto a diferença de comportamento tanto da geração fotovoltaica quanto da demanda.

Quatro microrredes foram utilizadas como testes de validação do modelo. A resolução do modelo determinístico apresentou os valores de custos operacionais para o caso sem incertezas, sendo estes utilizados como dados de entrada para o modelo TDLI. Os resultados do modelo determinístico apontaram que os custos operacionais das microrredes são mais elevados durante o caso verão, assim como também há maiores valores de geração fotovoltaica. Já os resultados do modelo com incertezas apontam os aumentos do nível de robustez acompanhado o aumento no custo operacional associado a um nível de risco baixo. Foram encontrados níveis de robustez da geração fotovoltaica de no máximo 93,2% e de 26,97% da demanda e níveis de oportunidade de 79,41% e 37,94% para a geração fotovoltaica e demanda, respectivamente. Também foi possível obter uma redução máxima de 63,78% nos custos totais, o que está diretamente relacionado ao aumento do nível de oportunidade, ou seja, relacionado a um nível de risco alto. Quando se compara da TDLI tradicional e TDLI orientada a dados, como propõe o presente trabalho, também se atestou que, para os casos analisados, é possível

reduzir o aumento de custo, (também denominado como fator de desvio considerando a função de robustez), visto que a TDLI orientada a dados propõe uma solução de desvio máximo de 44,63%, e para a TDLI tradicional não se encontra um valor máximo por não possuir pontos de saturação, mas os testes computacionais chegaram a 75% de fator de desvio, sem apresentar problemas de restrições violadas.

Como trabalhos futuros, recomenda-se a implementação de um modelo de *unit commitment*, pois isto traria mais aproximação com modelos reais para avaliar com melhor precisão os despachos das unidades térmicas. Além disso, outras fontes renováveis variáveis podem ser consideradas para a alimentação da microrrede, como a geração eólica, por exemplo, visto o crescimento desta fonte na matriz energética. Outra sugestão é comparar a metodologia e teoria de decisão com lacunas de informação com as abordagens probabilísticas, como simulação Monte Carlo, e abordagens não-probabilísticas, como a otimização robusta, para a avaliação de tempos computacionais e resultados relacionados aos custos do problema. Outra sugestão seria sua aplicação para o planejamento do despacho diário de múltiplas microrredes conectadas a uma rede ativa de distribuição. Finalmente a utilização do modelo proposto TDLI *data-driven* pode ser implementado para problemas planejamento da operação e da expansão de sistemas de distribuição, transmissão e geração com elevada inserção de fontes renováveis variáveis.

REFERÊNCIAS

AGHAEI, J.; AMJADY, N.; SHAYANFAR, H. A. Multi-objective electricity market clearing considering dynamic security by lexicographic optimization and augmented epsilon constraint method. **Applied Soft Computing**, v. 11, n. 4, p. 3846–3858, 2011.

AHMADI, A.; ESMAEEL NEZHAD, A.; SIANO, P.; HREDZAK, B.; SAHA, S. Information-Gap Decision Theory for Robust Security-Constrained Unit Commitment of Joint Renewable Energy and Gridable Vehicles. **IEEE Transactions on Industrial Informatics**, v. 16, n. 5, p. 3064–3075, 2019.

ALAM, M. N.; CHAKRABARTI, S.; LIANG, X. A Benchmark Test System for Networked Microgrids. **IEEE Transactions on Industrial Informatics**, v. 16, n. 10, p. 6217–6230, 2020.

ANEEL. Resolução Normativa ANEEL nº 674. , 18. ago. 2015.

AYVAZ, A.; GENC, V. M. I. Information Gap Decision Theory based Multiobjective OPF for a Power System with Wind Energy Resources. 2019 7th International Istanbul Smart Grids and Cities Congress and Fair (ICSG). **Anais...** . p.228–232, 2019. Istanbul, Turkey: IEEE. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/8782428/>>. Acesso em: 16/4/2020.

BAHRAMARA, S.; MAFAKHERI, R.; SHEIKHAHMADI, P.; LOTFI, M.; CATALAO, J. P. S. Information Gap Decision Theory-Based Approach for Modeling Operation Problem of a Grid-Connected Micro-Grid With Uncertainties. 2019 International Conference on Smart Energy Systems and Technologies (SEST). **Anais...** . p.1–6, 2019. Porto, Portugal: IEEE. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/8849076/>>. Acesso em: 27/8/2020.

BEN-HAIM, Y. **Info-Gap Decision Theory: Decisions Under Severe Uncertainty**. 2nd ed. San Diego: Academic, 2006.

BERTSIMAS, D.; GUPTA, V.; KALLUS, N. Data-driven robust optimization. **Mathematical Programming**, v. 167, n. 2, p. 235–292, 2018.

BUZZÁ, A. L. **Análise de Desempenho de Sistema de Armazenamento em Aplicações de Sistemas de Potência**, 2018. Dissertação, Curitiba: Universidade Federal do Paraná.

CIFTCI, O.; MEHRTASH, M.; KARGARIAN, A. Data-Driven Nonparametric Chance-Constrained Optimization for Microgrid Energy Management. **IEEE Transactions on Industrial Informatics**, v. 16, n. 4, p. 2447–2457, 2020.

DAI, X.; WANG, Y.; YANG, S.; ZHANG, K. IGDT-based economic dispatch considering the uncertainty of wind and demand response. **IET Renewable Power Generation**, v. 13, n. 6, p. 856–866, 2018. IET Digital Library.

EHSAN, A.; YANG, Q. State-of-the-art techniques for modelling of uncertainties in active distribution network planning: A review. **Applied Energy**, v. 239, p. 1509–1523, abr. 2019.

GAN, L. K.; ZHANG, P.; LEE, J.; OSBORNE, M. A.; HOWEY, D. A. Data-Driven Energy Management System With Gaussian Process Forecasting and MPC for Interconnected Microgrids. **IEEE Transactions on Sustainable Energy**, v. 12, n. 1, p. 695–704, 2021.

HOU, Q.; DU, E.; ZHANG, N.; KANG, C. Impact of High Renewable Penetration on the Power System Operation Mode: A Data-Driven Approach. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 35, n. 1, p. 731–741, 2020.

HUSSAIN, A.; OULIS ROUSIS, A.; KONSTANTELOS, I.; et al. Impact of Uncertainties on Resilient Operation of Microgrids: A Data-Driven Approach. **IEEE Access**, v. 7, p. 14924–14937, 2019.

JING, Z.; LUO, Z. An IGDT Model for Capacity Configuration Optimization of Island Microgrid. **Energy Procedia**, v. 158, p. 2774–2779, fev. 2019.

KHALOIE, H.; ABDOLLAHI, A.; SHAFIE-KHAH, M.; et al. Coordinated wind-thermal-energy storage offering strategy in energy and spinning reserve markets using a multi-stage model. **Applied Energy**, v. 259, p. 114168, 2020.

KIA, M.; SHAFIEKHANI, M.; ARASTEH, H.; et al. Short-term operation of microgrids with thermal and electrical loads under different uncertainties using information gap decision theory. **Energy**, v. 208, p. 118418, 2020.

LARA FILHO, M. O. **Modelo Robusto Orientado a Dados para Programação Diária de Operação de Microrredes considerando Recursos Energéticos Distribuídos sob Incertezas**, 2021. Dissertação, Curitiba: Universidade Federal do Paraná.

LI, B.; WANG, X.; SHAHIDEHPOUR, M.; JIANG, C.; LI, Z. DER Aggregator's Data-Driven Bidding Strategy Using the Information Gap Decision Theory in a Non-

Cooperative Electricity Market. **IEEE Transactions on Smart Grid**, v. 10, n. 6, p. 6756–6767, 2019.

LI, Z.; XU, Y. Optimal coordinated energy dispatch of a multi-energy microgrid in grid-connected and islanded modes. **Applied Energy**, v. 210, p. 974–986, 2018.

MAJIDI, M.; MOHAMMADI-IVATLOO, B.; SOROUDI, A. Application of information gap decision theory in practical energy problems: A comprehensive review. **Applied Energy**, v. 249, p. 157–165, 2019.

MAVROTAS, G. Effective implementation of the ϵ -constraint method in Multi-Objective Mathematical Programming problems. **Applied Mathematics and Computation**, v. 213, n. 2, p. 455–465, 2009.

MAZIDI, M.; MONSEF, H.; SIANO, P. Design of a risk-averse decision making tool for smart distribution network operators under severe uncertainties: An IGDT-inspired augment ϵ -constraint based multi-objective approach. **Energy**, v. 116, p. 214–235, 2016.

MEHDIZADEH, A.; TAGHIZADEGAN, N.; SALEHI, J. Risk-based energy management of renewable-base microgrid using information gap decision theory in presence of peak load management. **Applied Energy**, v. 211, p. 617–360, nov. 2018.

MIRZAEI, M. A. Integration of emerging resources in IGDT-based robust scheduling of combined power and natural gas systems considering flexible ramping products. , p. 14, 2019.

MME; EPE. **Plano Decenal de Expansão de Energia 2029**. 2º ed. Brasília,DF: Ministério de Minas e Energia, Empresa de Pesquisa Energética, 2019.

MOHAMMADI-IVATLOO, B.; NAZARI-HERIS, M. (ORGS.). **Robust Optimal Planning and Operation of Electrical Energy Systems**. Cham: Springer International Publishing, 2019.

MOHAMMADI-IVATLOO, B.; ZAREIPOUR, H.; AMJADY, N.; EHSAN, M. Application of information-gap decision theory to risk-constrained self-scheduling of GenCos. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 28, n. 2, p. 1093–1102, 2013.

NAYAK, A.; MAULIK, A.; DAS, D. An integrated optimal operating strategy for a grid-connected AC microgrid under load and renewable generation uncertainty considering demand response. **Sustainable Energy Technologies and Assessments**, v. 45, p. 101169, 2021.

NIKNAM, T.; GOLESTANEH, F.; MALEKPOUR, A. Probabilistic energy and operation management of a microgrid containing wind/photovoltaic/fuel cell generation and energy storage devices based on point estimate method and self-adaptive gravitational search algorithm. **Energy**, 2nd International Meeting on Cleaner Combustion (CM0901-Detailed Chemical Models for Cleaner Combustion)., v. 43, n. 1, p. 427–437, 2012.

NIKOOBAKHT, A.; AGHAEI, J.; MARDANEH, M. Managing the risk of uncertain wind power generation in flexible power systems using information gap decision theory. **Energy**, v. 114, p. 846–861, nov. 2016.

NOJAVAN, S.; MAJIDI, M.; ZARE, K. Performance improvement of a battery/PV/fuel cell/grid hybrid energy system considering load uncertainty modeling using IGDT. **Energy Conversion and Management**, v. 147, p. 29–39, 2017.

ONS. O Sistema em números. Disponível em: <<http://www.ons.org.br/paginas/sobre-o-sin/o-sistema-em-numeros>>. Acesso em: 26/7/2021.

PASHAEI-DIDANI, H.; MOHAMMADI, A.; AHMADI-NEZAMABAD, H.; NOJAVAN, S. Chapter 5 - Information gap decision theory–based risk-constrained energy management of DC microgrids. In: S. Nojavan; M. Shafieezadeh; N. Ghadimi (Orgs.); **Risk-based Energy Management**. p.67–82, 2020. Academic Press. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780128174913000052>>. Acesso em: 4/10/2020.

RAHMANI, S.; AMJADY, N. Non-deterministic optimal power flow considering the uncertainties of wind power and load demand by multi-objective information gap decision theory and directed search domain method. **IET Renewable Power Generation**, v. 12, n. 12, p. 1354–1365, 2018.

RAHMANI, S.; AMJADY, N. Optimal operation strategy for multi-carrier energy systems including various energy converters by multi-objective information gap decision theory and enhanced directed search domain method. **Energy Conversion and Management**, v. 198, p. 111804, 2019.

REZAEI, N.; AHMADI, A.; KHAZALI, A.; AGHAEI, J. Multiobjective Risk-Constrained Optimal Bidding Strategy of Smart Microgrids: An IGDT-Based Normal Boundary Intersection Approach. **IEEE Transactions on Industrial Informatics**, v. 15, n. 3, p. 1532–1543, 2019.

SHEN, J.; JIANG, C.; LI, B. Controllable Load Management Approaches in Smart Grids. **Energies**, v. 8, n. 10, p. 11187–11202, 2015. Multidisciplinary Digital Publishing Institute.

SHI, W.; XIE, X.; CHU, C.-C.; GADH, R. Distributed Optimal Energy Management in Microgrids. **IEEE Transactions on Smart Grid**, v. 6, n. 3, p. 1137–1146, 2015.

SHOJAEI, A. H.; GHADIMI, A. A.; MIVEH, M. R.; GANDOMAN, F. H.; AHMADI, A. Multiobjective reactive power planning considering the uncertainties of wind farms and loads using Information Gap Decision Theory. **Renewable Energy**, v. 163, p. 1427–1443, 2021.

SINGH, V.; MOGER, T.; JENA, D. Uncertainty handling techniques in power systems: A critical review. **Electric Power Systems Research**, v. 203, p. 107633, 2022.

SOLANKI, B. V.; RAGHURAJAN, A.; BHATTACHARYA, K.; CAÑIZARES, C. A. Including Smart Loads for Optimal Demand Response in Integrated Energy Management Systems for Isolated Microgrids. **IEEE Transactions on Smart Grid**, v. 8, n. 4, p. 1739–1748, 2017.

SOLCAST. Solar Forecasting & Solar Irradiance Data. Disponível em: <<https://solcast.com/>>. Acesso em: 12/8/2021.

SUN, B.; LI, S.; XIE, J.; SUN, X. IGDT-Based Wind–Storage–EVs Hybrid System Robust Optimization Scheduling Model. **Energies**, v. 12, n. 20, p. 3848, 2019.

VELLOSO, A.; STREET, A.; POZO, D.; ARROYO, J. M.; COBOS, N. G. Two-Stage Robust Unit Commitment for Co-Optimized Electricity Markets: An Adaptive Data-Driven Approach for Scenario-Based Uncertainty Sets. **IEEE Transactions on Sustainable Energy**, v. 11, n. 2, p. 958–969, 2020.

WEI, J.; ZHANG, Y.; WANG, J.; CAO, X.; KHAN, M. A. Multi-period planning of multi-energy microgrid with multi-type uncertainties using chance constrained information gap decision method. **Applied Energy**, v. 260, p. 114188, fev. 2020.

WU, X.; WANG, X.; BIE, Z. Optimal generation scheduling of a microgrid. 2012 3rd IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Europe (ISGT Europe). **Anais...** . p.1–7, 2012.

XIANG, Y.; LIU, J.; LIU, Y. Robust Energy Management of Microgrid With Uncertain Renewable Generation and Load. **IEEE Transactions on Smart Grid**, v. 7, n. 2, p. 1034–1043, 2016.

YAZDANINEJAD, M.; AMJADY, N.; DEHGHAN, S. VPP Self-Scheduling Strategy Using Multi-Horizon IGDT, Enhanced Normalized Normal Constraint, and Bi-Directional Decision-Making Approach. **IEEE Transactions on Smart Grid**, v. 11, n. 4, p. 3632–3645, 2019.

YUAN, H.; LI, F.; WEI, Y.; ZHU, J. Novel Linearized Power Flow and Linearized OPF Models for Active Distribution Networks With Application in Distribution LMP. **IEEE Transactions on Smart Grid**, v. 9, n. 1, p. 438–448, 2018.

ZEIN ALABEDIN, A. M.; EL-SAADANY, E. F.; SALAMA, M. M. A. Generation scheduling in Microgrids under uncertainties in power generation. 2012 IEEE Electrical Power and Energy Conference. **Anais...** p.133–138, 2012.

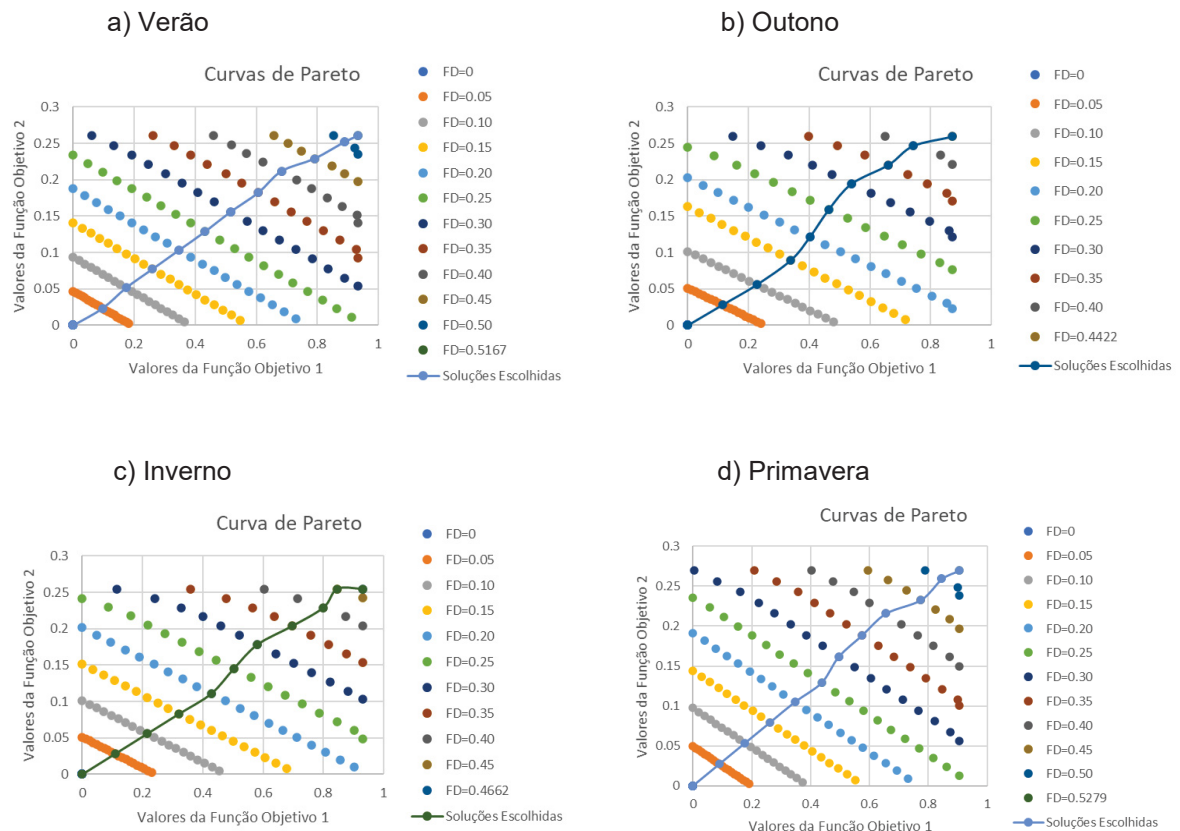
ZHU, F.; ZHONG, P.; SUN, Y.; et al. A coordinated optimization framework for long-term complementary operation of a large-scale hydro-photovoltaic hybrid system: Nonlinear modeling, multi-objective optimization and robust decision-making. **Energy Conversion and Management**, v. 226, p. 113543, 2020.

ZIADI, Z.; TAIRA, S.; OSHIRO, M.; FUNABASHI, T. Optimal Power Scheduling for Smart Grids Considering Controllable Loads and High Penetration of Photovoltaic Generation. **IEEE Transactions on Smart Grid**, v. 5, n. 5, p. 2350–2359, 2014.

APÊNDICE 1

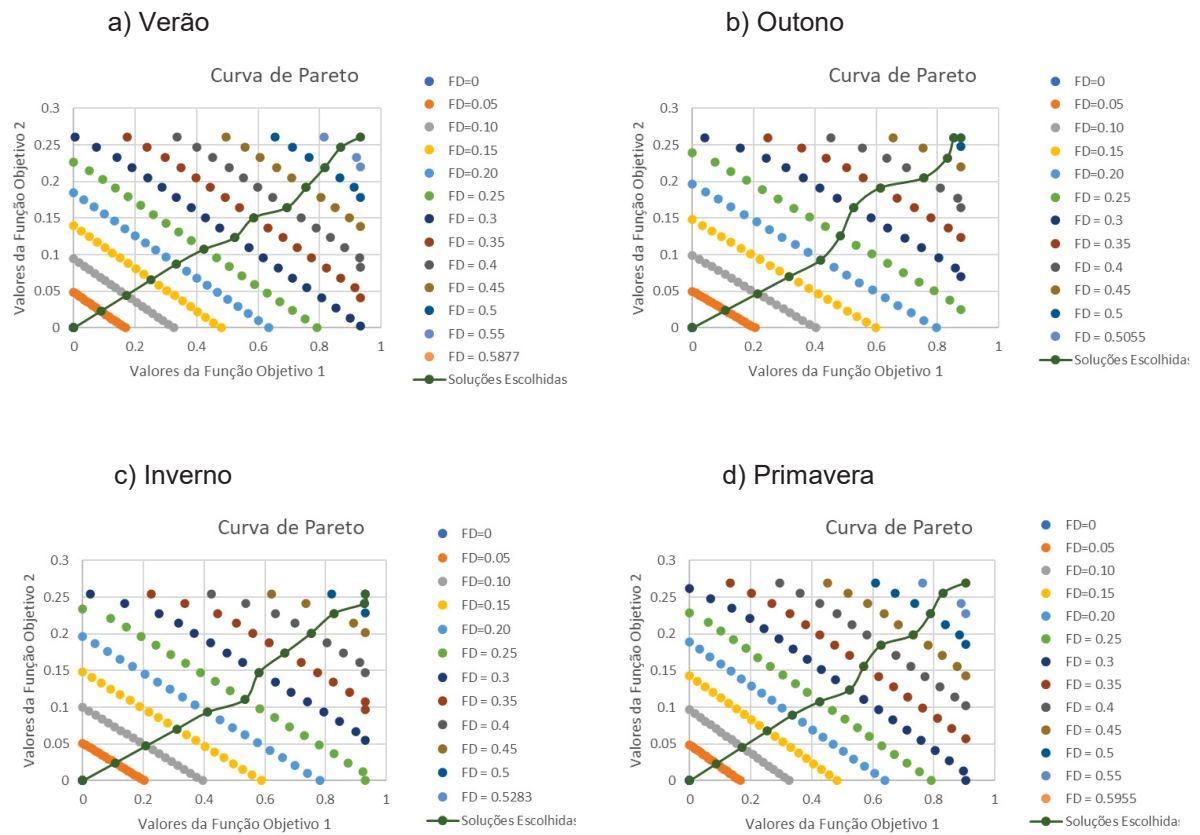
Como citado nas seções 4.3.1 e 4.3.2, os resultados correspondentes às curvas de Pareto encontradas através do método *augmecon* e as soluções escolhidas como solução de compromisso para cada fator de desvio de todas as microrredes para cada estação são apresentadas neste apêndice, inicializando com os resultados para cada estação referentes à função de robustez das microrredes 2, 3 e 4, respectivamente, sendo seguidos pelo resultados referentes à função de oportunidade.

FIGURA 44 - CURVAS DE PARETO E SOLUÇÕES ESCOLHIDAS REFERENTES À MICRORREDE 2 PARA A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ.



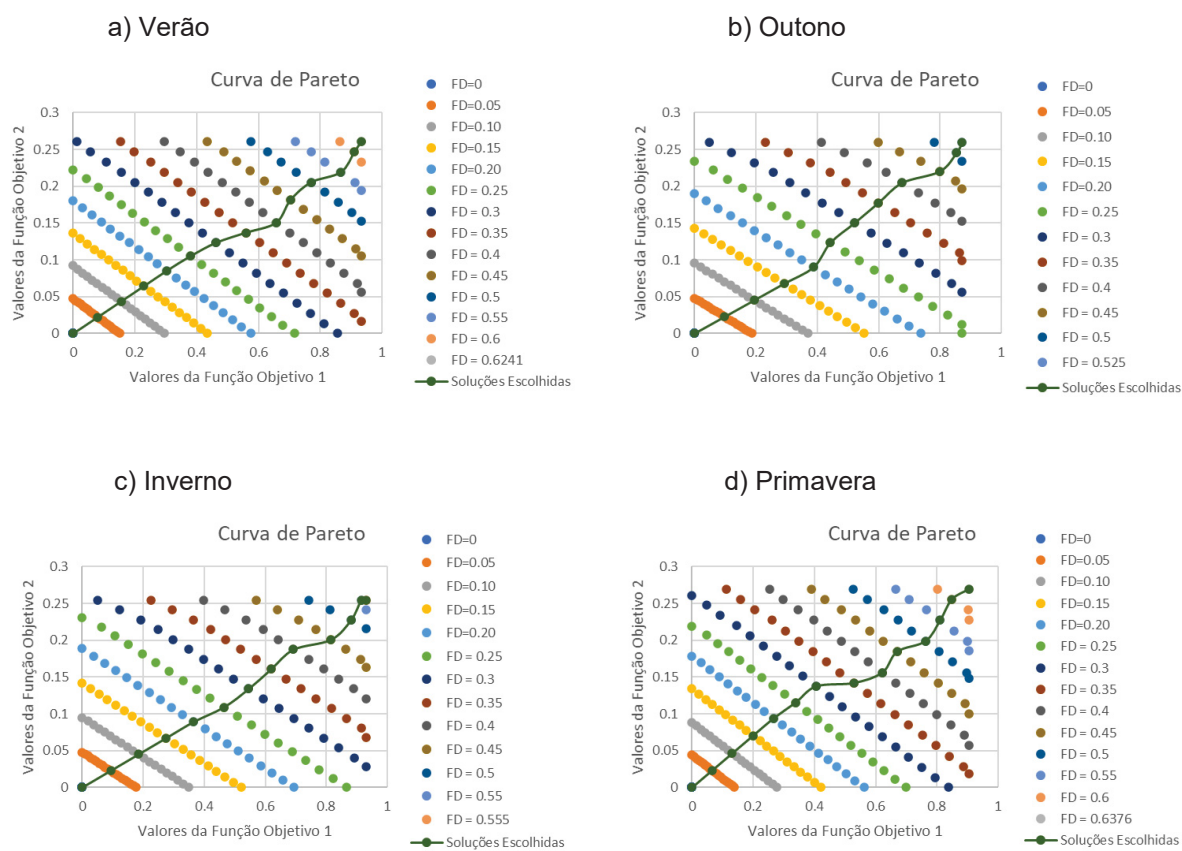
FONTE: O autor (2022).

FIGURA 45 - CURVAS DE PARETO E SOLUÇÕES ESCOLHIDAS REFERENTES À MICRORREDE 3 PARA A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ.



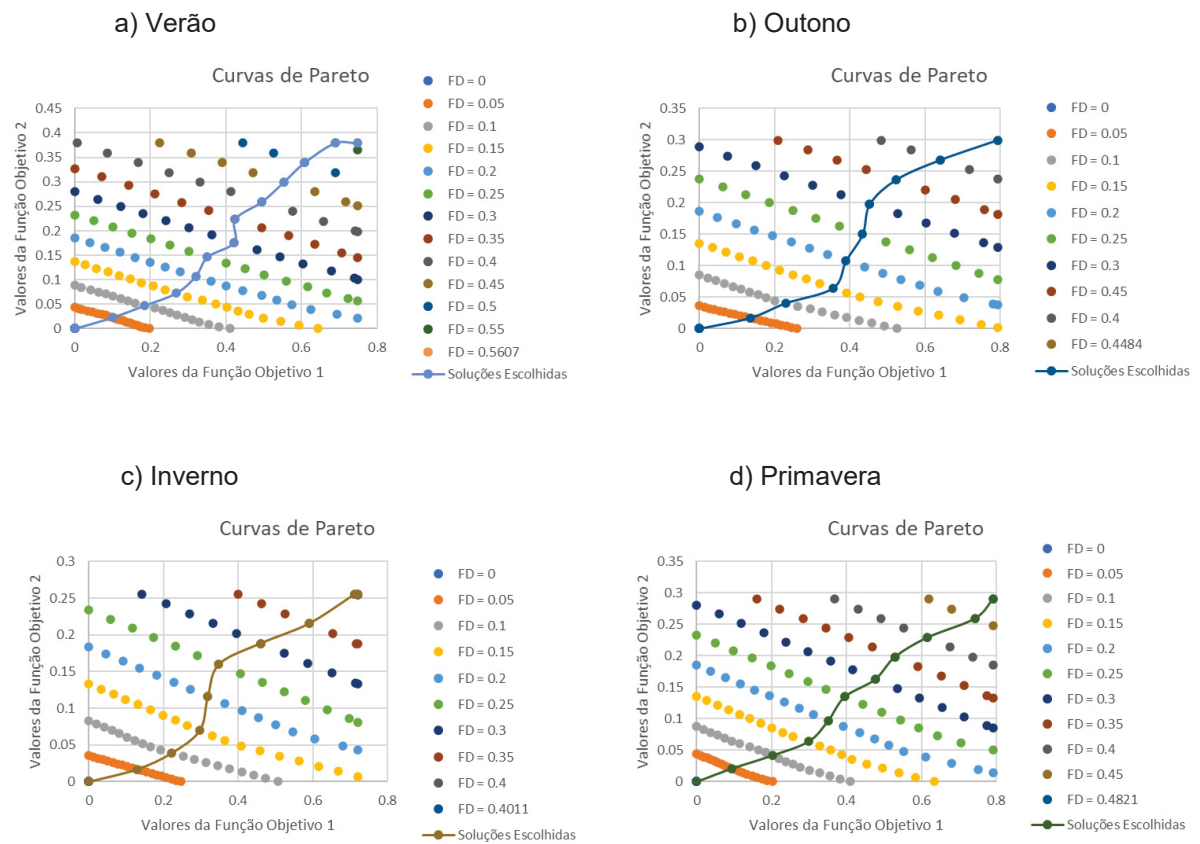
FONTE: O autor (2022).

FIGURA 46 - CURVAS DE PARETO E SOLUÇÕES ESCOLHIDAS REFERENTES À MICRORREDE 4 PARA A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ.



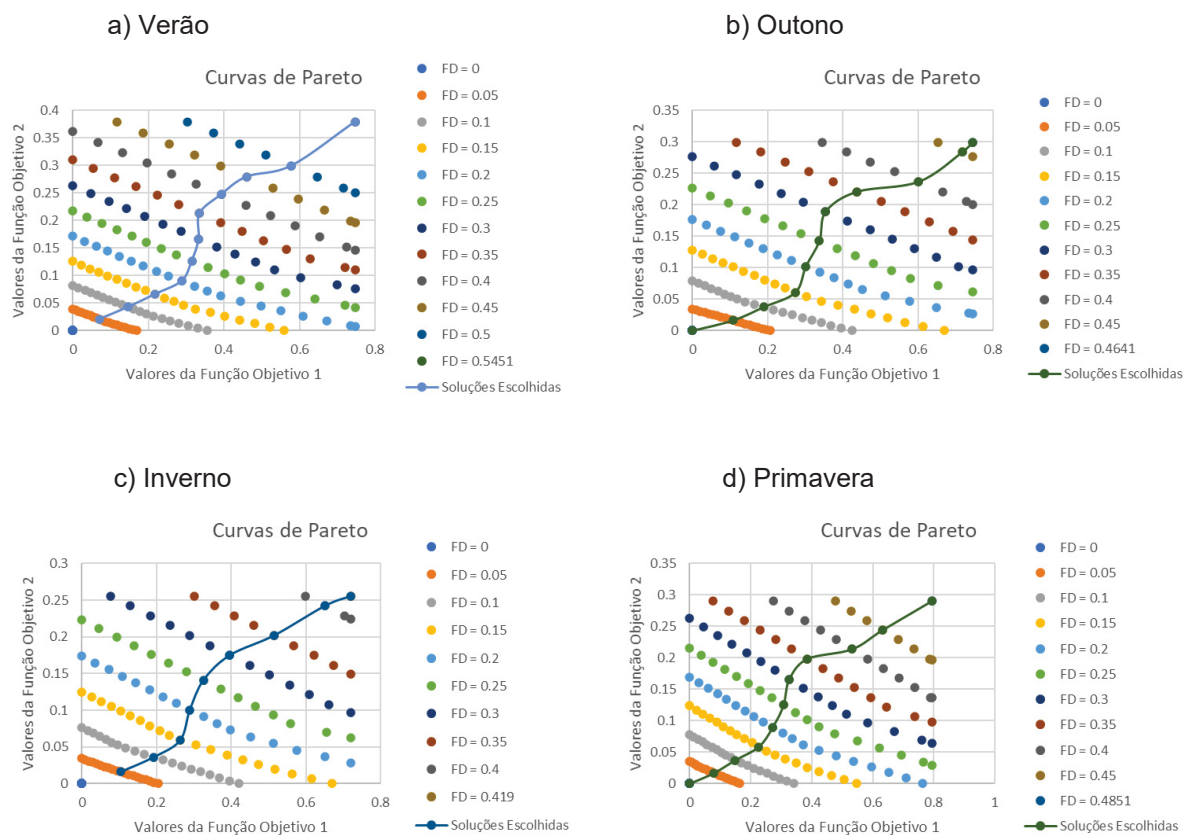
FONTE: O autor (2022).

FIGURA 47 - CURVAS DE PARETO E SOLUÇÕES ESCOLHIDAS REFERENTES À MICRORREDE 2 PARA A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE.



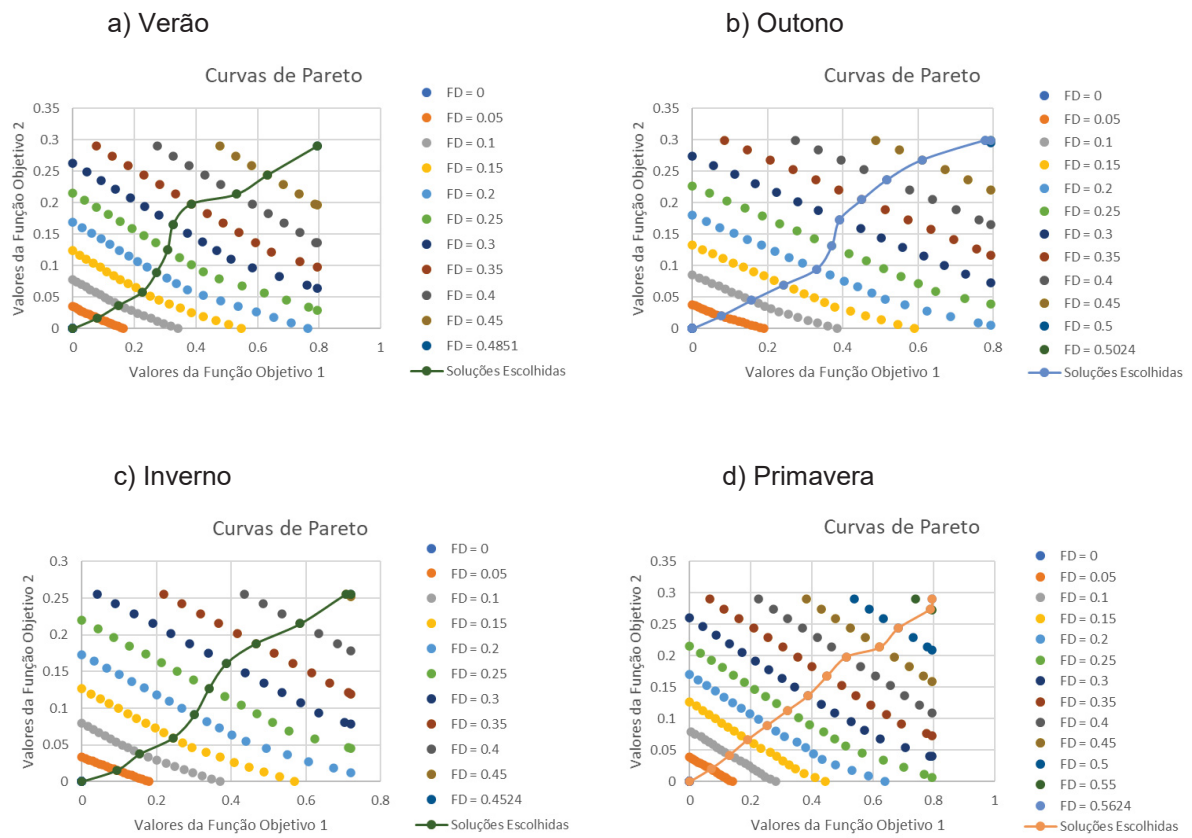
FONTE: O autor (2022).

FIGURA 48 - CURVAS DE PARETO E SOLUÇÕES ESCOLHIDAS REFERENTES À MICRORREDE 3 PARA A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE.



FONTE: O autor (2022).

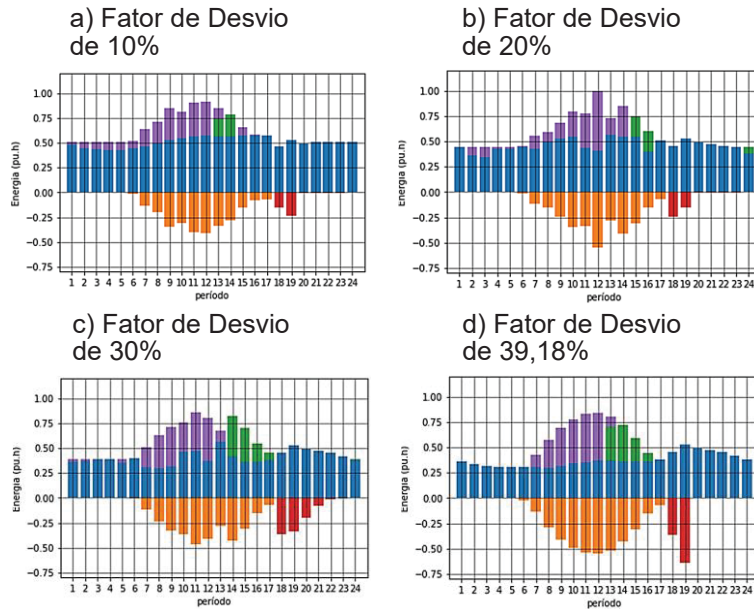
FIGURA 49 - CURVAS DE PARETO E SOLUÇÕES ESCOLHIDAS REFERENTES À MICRORREDE 4 PARA A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE.



FONTE: O autor (2022).

APÊNDICE 2

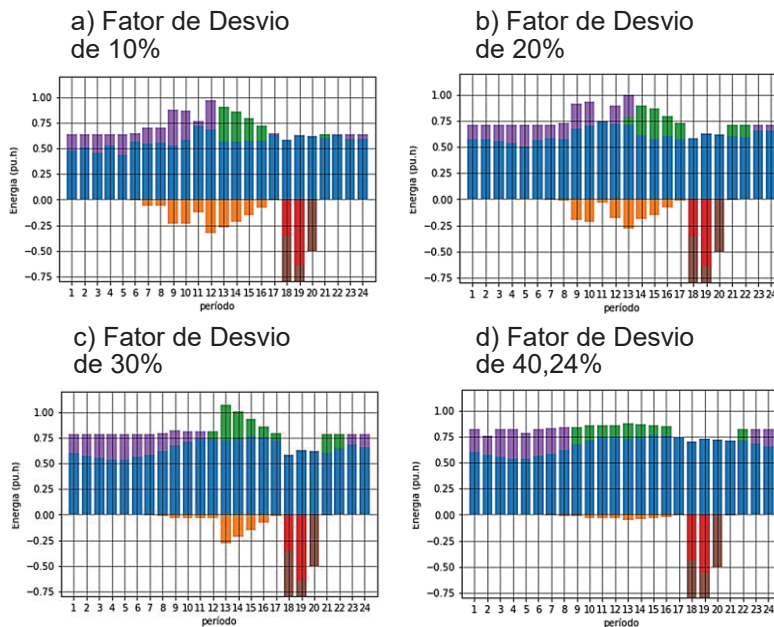
FIGURA 50 – DESPACHOS NA MG1 PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO OUTONO UTILIZANDO A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE



FONTE: O autor (2022)

LEGENDA: Em azul estão as cargas não-controláveis, em roxo, as cargas controláveis, em laranja, a geração fotovoltaica, em verde, o carregamento das baterias, em vermelho, o descarregamento das baterias e em marrom, a geração térmica.

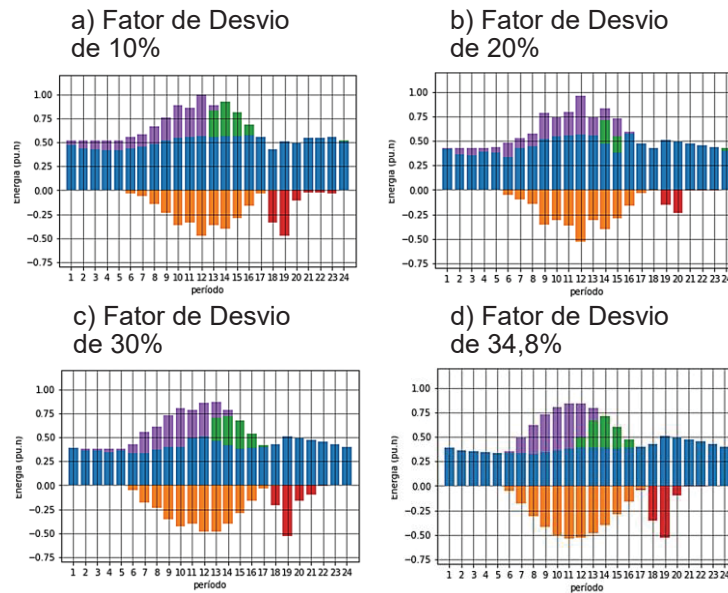
FIGURA 51 – DESPACHOS NA MG1 PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO OUTONO UTILIZANDO A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ



FONTE: O autor (2022)

LEGENDA: Em azul estão as cargas não-controláveis, em roxo, as cargas controláveis, em laranja, a geração fotovoltaica, em verde, o carregamento das baterias, em vermelho, o descarregamento das baterias e em marrom, a geração térmica.

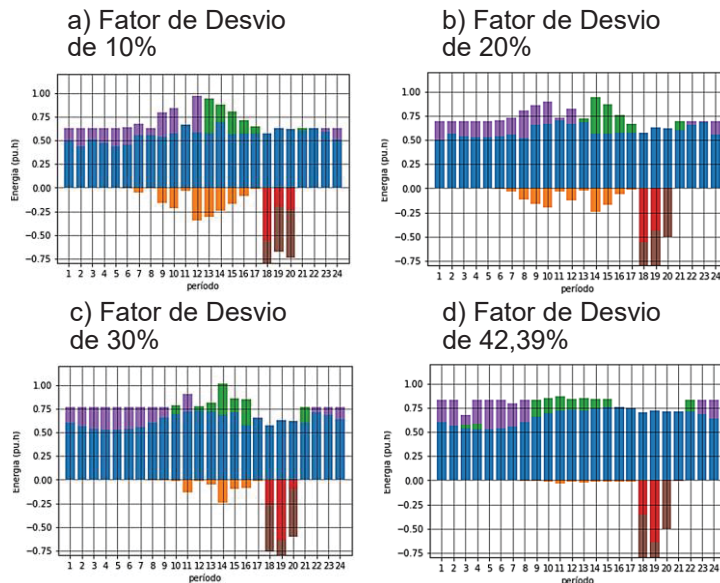
FIGURA 52 – DESPACHOS NA MG1 PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO INVERNO UTILIZANDO A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE



FONTE: O autor (2022)

LEGENDA: Em azul estão as cargas não-controláveis, em roxo, as cargas controláveis, em laranja, a geração fotovoltaica, em verde, o carregamento das baterias, em vermelho, o descarregamento das baterias e em marrom, a geração térmica.

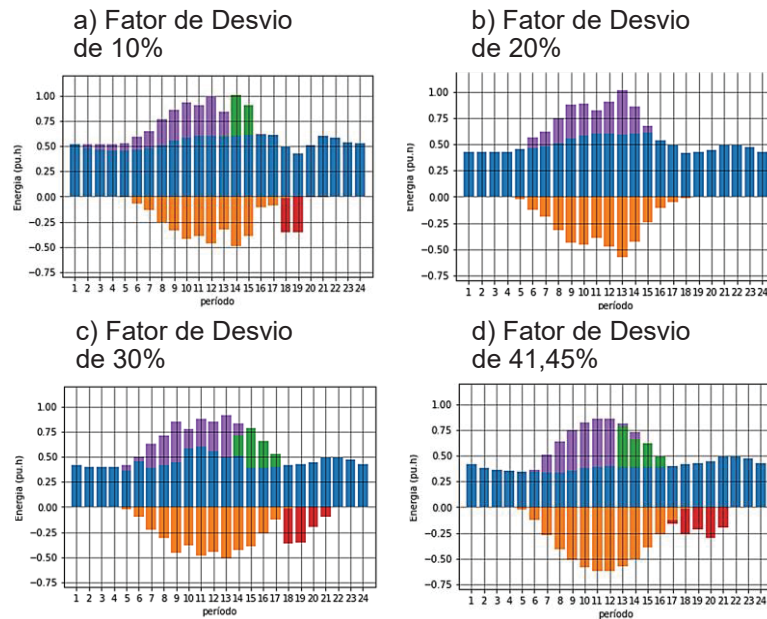
FIGURA 53 – DESPACHOS NA MG1 PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO INVERNO UTILIZANDO A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ



FONTE: O autor (2022)

LEGENDA: Em azul estão as cargas não-controláveis, em roxo, as cargas controláveis, em laranja, a geração fotovoltaica, em verde, o carregamento das baterias, em vermelho, o descarregamento das baterias e em marrom, a geração térmica.

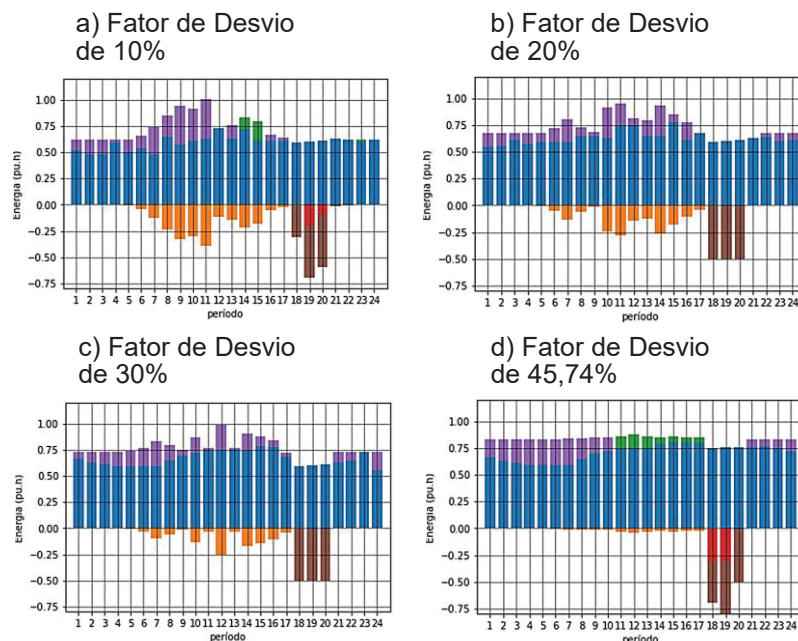
FIGURA 54 – DESPACHOS NA MG1 PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO PRIMAVERA UTILIZANDO A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE



FONTE: O autor (2022)

LEGENDA: Em azul estão as cargas não-controláveis, em roxo, as cargas controláveis, em laranja, a geração fotovoltaica, em verde, o carregamento das baterias, em vermelho, o descarregamento das baterias e em marrom, a geração térmica.

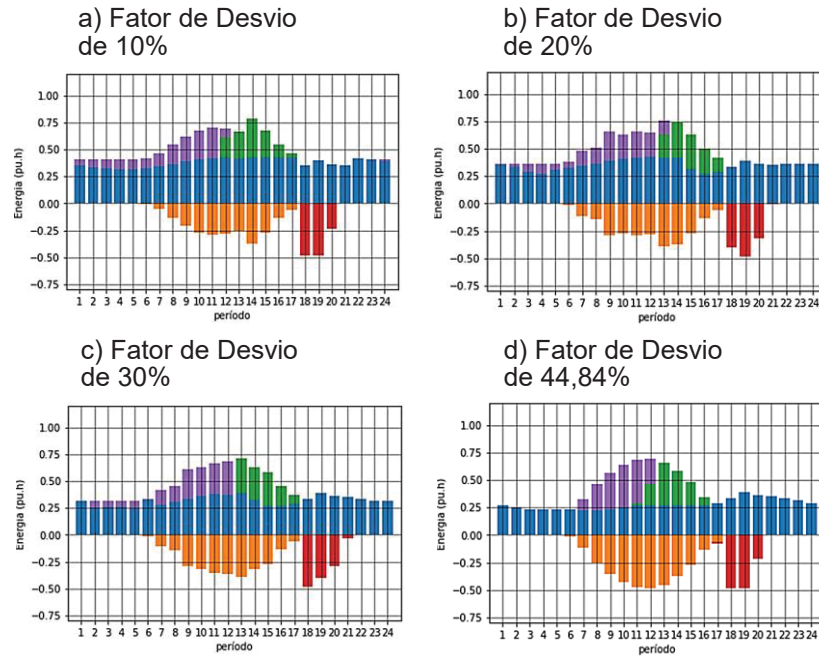
FIGURA 55 – DESPACHOS NA MG1 PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO PRIMAVERA UTILIZANDO A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE



FONTE: O autor (2022)

LEGENDA: Em azul estão as cargas não-controláveis, em roxo, as cargas controláveis, em laranja, a geração fotovoltaica, em verde, o carregamento das baterias, em vermelho, o descarregamento das baterias e em marrom, a geração térmica.

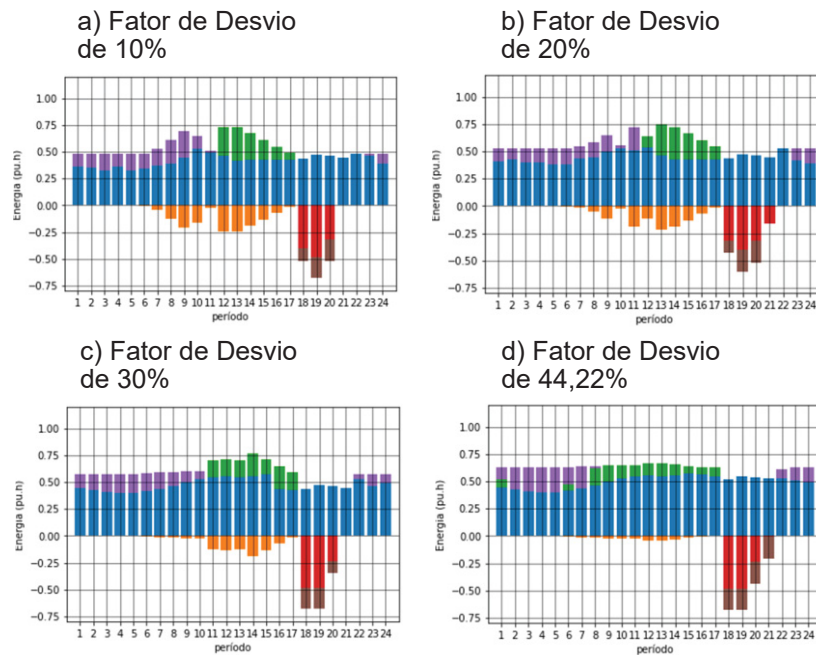
FIGURA 56 – DESPACHOS PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO OUTONO DA MG2 UTILIZANDO A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE



FONTE: O autor (2022)

LEGENDA: Em azul estão as cargas não-controláveis, em roxo, as cargas controláveis, em laranja, a geração fotovoltaica, em verde, o carregamento das baterias, em vermelho, o descarregamento das baterias e em marrom, a geração térmica.

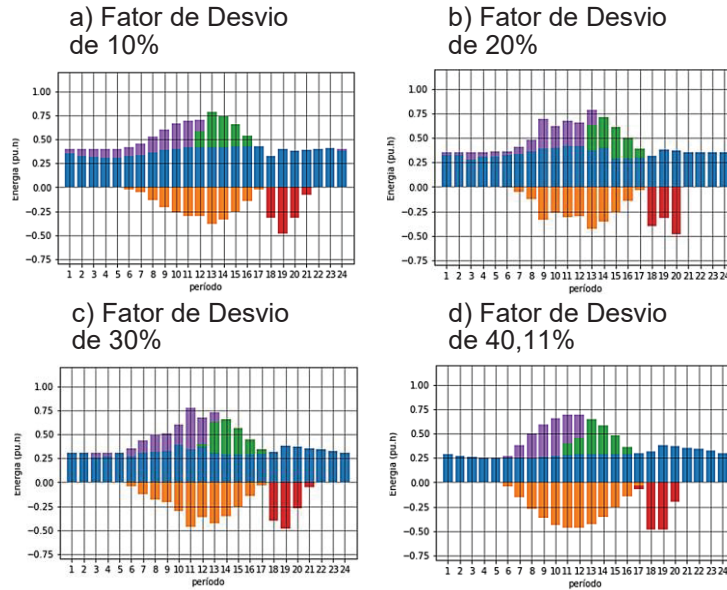
FIGURA 57 – DESPACHOS PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO OUTONO DA MG2 UTILIZANDO A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ



FONTE: O autor (2022)

LEGENDA: Em azul estão as cargas não-controláveis, em roxo, as cargas controláveis, em laranja, a geração fotovoltaica, em verde, o carregamento das baterias, em vermelho, o descarregamento das baterias e em marrom, a geração térmica.

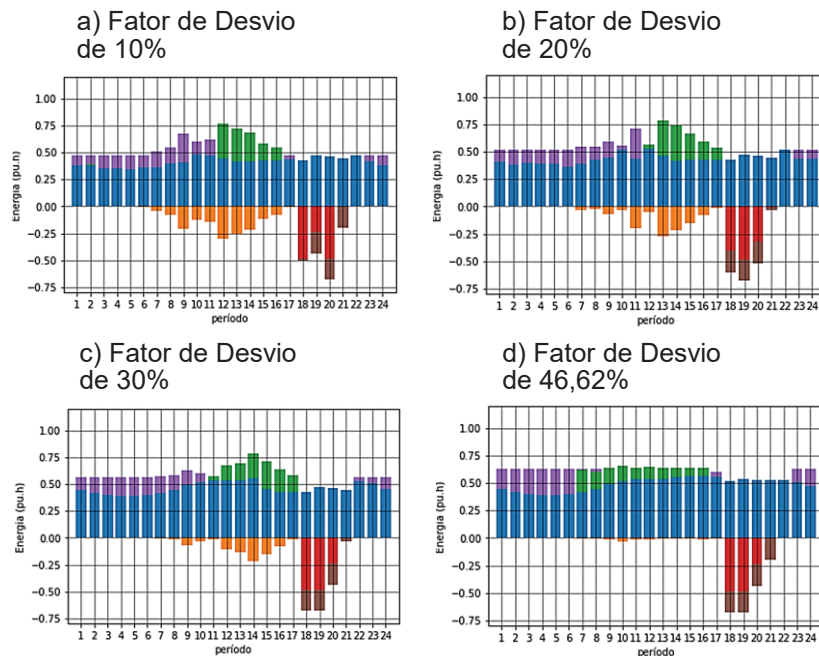
FIGURA 58 – DESPACHOS PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO INVERNO DA MG2 UTILIZANDO A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE



FONTE: O autor (2022)

LEGENDA: Em azul estão as cargas não-controláveis, em roxo, as cargas controláveis, em laranja, a geração fotovoltaica, em verde, o carregamento das baterias, em vermelho, o descarregamento das baterias e em marrom, a geração térmica.

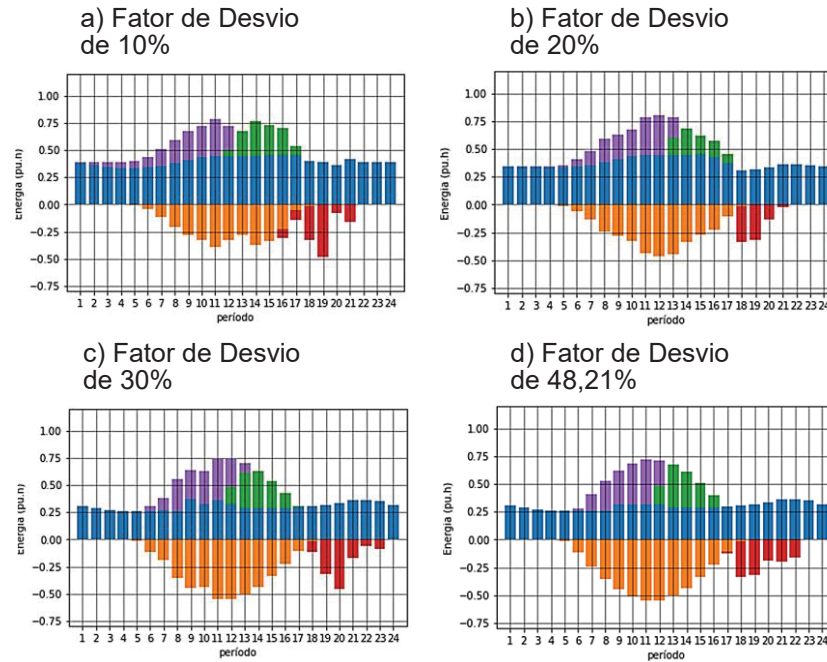
FIGURA 59 – DESPACHOS PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO INVERNO DA MG2 UTILIZANDO A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ



FONTE: O autor (2022)

LEGENDA: Em azul estão as cargas não-controláveis, em roxo, as cargas controláveis, em laranja, a geração fotovoltaica, em verde, o carregamento das baterias, em vermelho, o descarregamento das baterias e em marrom, a geração térmica.

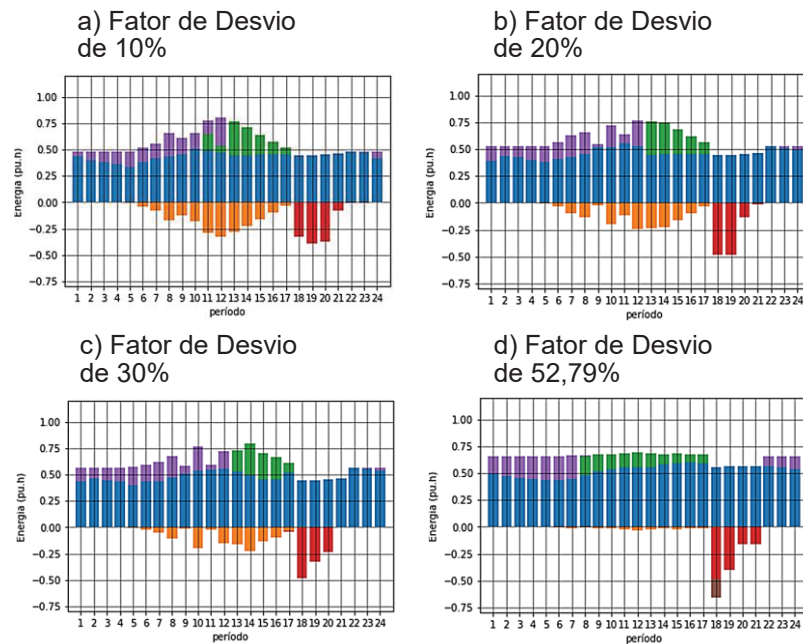
FIGURA 60 – DESPACHOS PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO PRIMAVERA DA MG2 UTILIZANDO A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE



FONTE: O autor (2022)

LEGENDA: Em azul estão as cargas não-controláveis, em roxo, as cargas controláveis, em laranja, a geração fotovoltaica, em verde, o carregamento das baterias, em vermelho, o descarregamento das baterias e em marrom, a geração térmica.

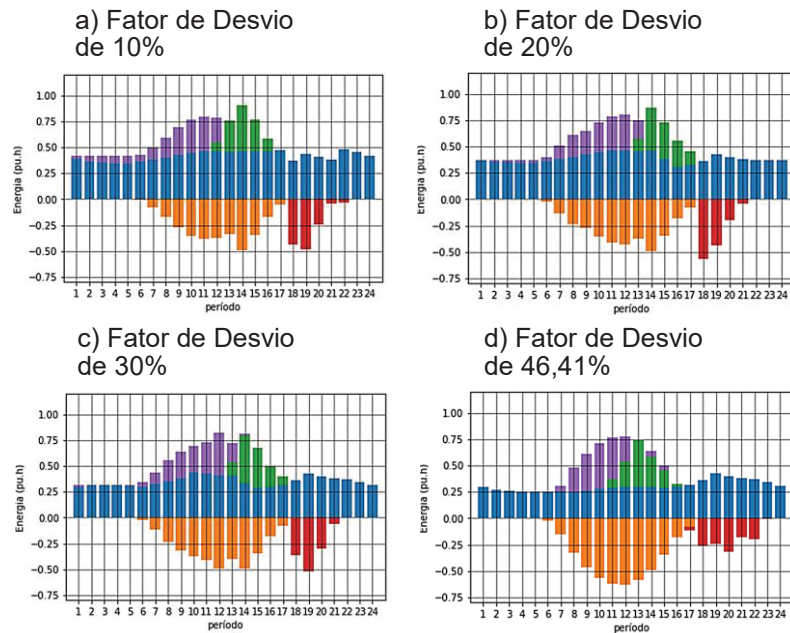
FIGURA 61 – DESPACHOS PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO PRIMAVERA DA MG2 UTILIZANDO A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ



FONTE: O autor (2022)

LEGENDA: Em azul estão as cargas não-controláveis, em roxo, as cargas controláveis, em laranja, a geração fotovoltaica, em verde, o carregamento das baterias, em vermelho, o descarregamento das baterias e em marrom, a geração térmica.

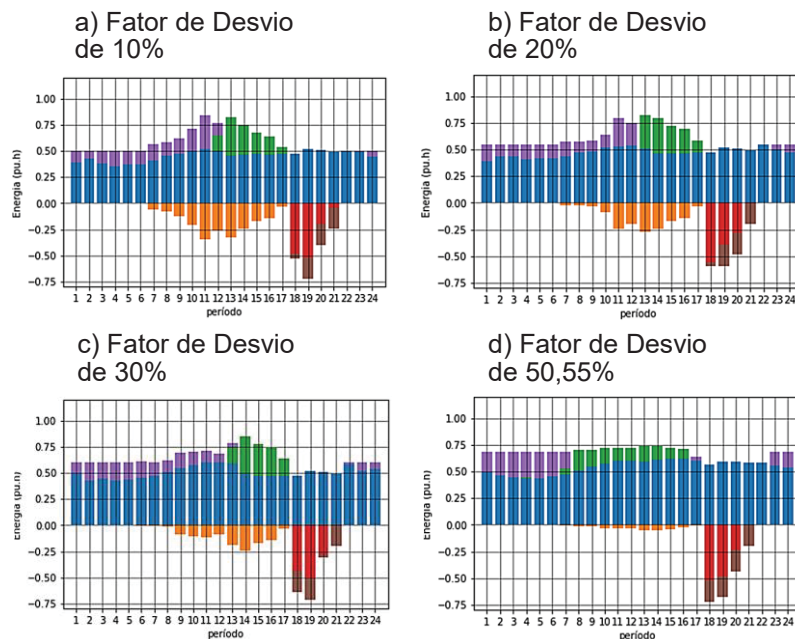
FIGURA 62 – DESPACHOS NA MG3 PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO OUTONO UTILIZANDO A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE



FONTE: O autor (2022)

LEGENDA: Em azul estão as cargas não-controláveis, em roxo, as cargas controláveis, em laranja, a geração fotovoltaica, em verde, o carregamento das baterias, em vermelho, o descarregamento das baterias e em marrom, a geração térmica.

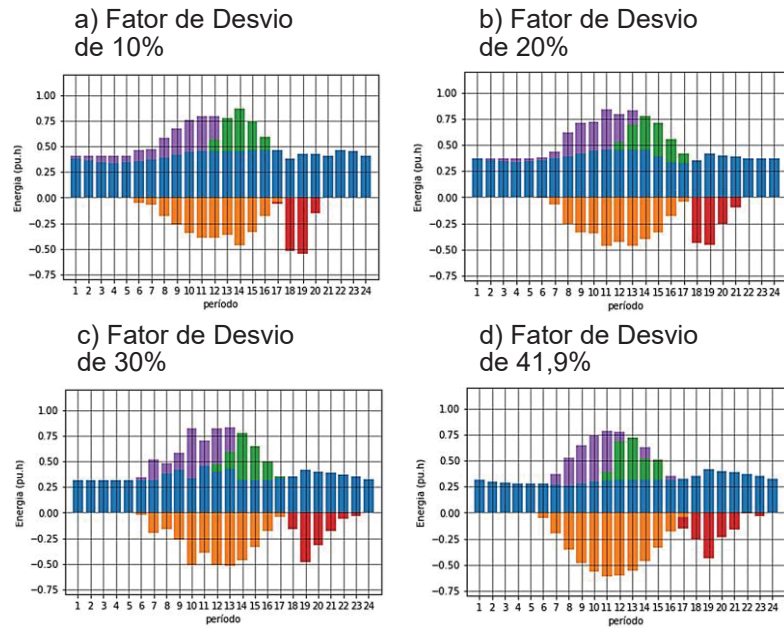
FIGURA 63 – DESPACHOS NA MG3 PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO OUTONO UTILIZANDO A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ



FONTE: O autor (2022)

Em azul estão as cargas não-controláveis, em roxo, as cargas controláveis, em laranja, a geração fotovoltaica, em verde, o carregamento das baterias, em vermelho, o descarregamento das baterias e em marrom, a geração térmica.

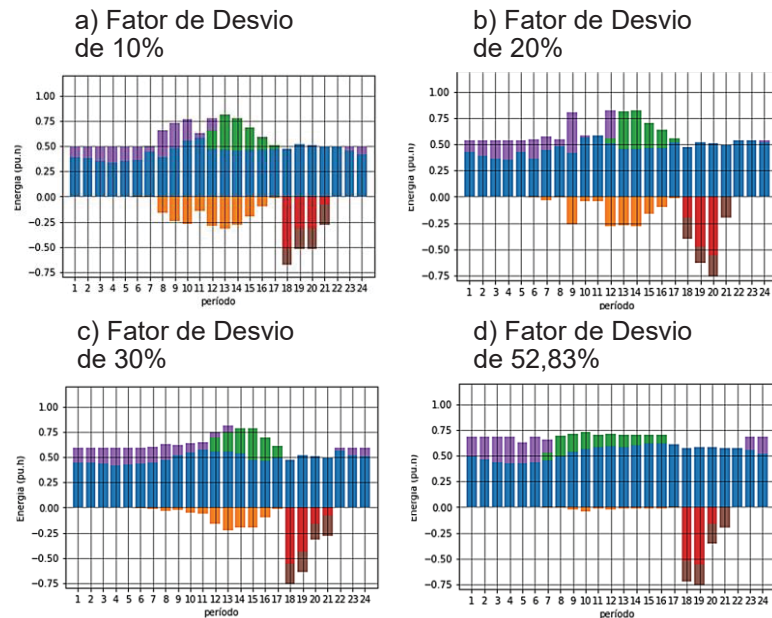
FIGURA 64 – DESPACHOS NA MG3 PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO INVERNO UTILIZANDO A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE



FONTE: O autor (2022)

LEGENDA Em azul estão as cargas não-controláveis, em roxo, as cargas controláveis, em laranja, a geração fotovoltaica, em verde, o carregamento das baterias, em vermelho, o descarregamento das baterias e em marrom, a geração térmica.

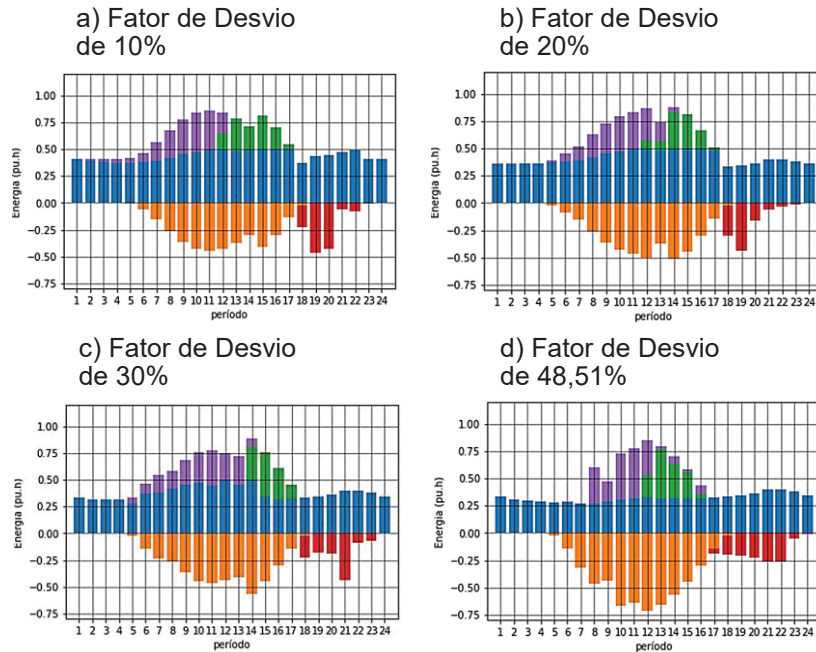
FIGURA 65 – DESPACHOS NA MG3 PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO INVERNO UTILIZANDO A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ



FONTE: O autor (2022)

LEGENDA: Em azul estão as cargas não-controláveis, em roxo, as cargas controláveis, em laranja, a geração fotovoltaica, em verde, o carregamento das baterias, em vermelho, o descarregamento das baterias e em marrom, a geração térmica.

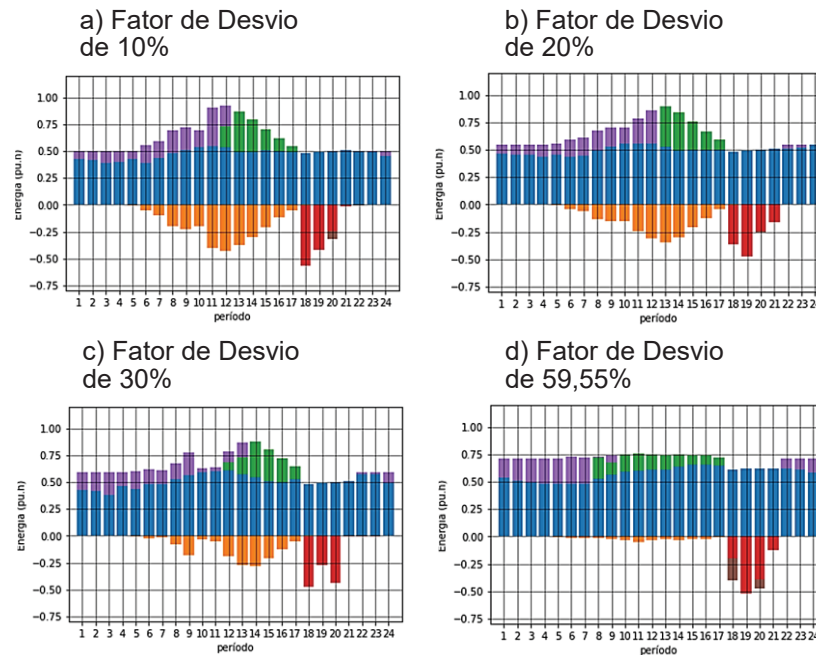
FIGURA 66 – DESPACHOS NA MG3 PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO PRIMAVERA UTILIZANDO A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE



FONTE: O autor (2022)

LEGENDA: Em azul estão as cargas não-controláveis, em roxo, as cargas controláveis, em laranja, a geração fotovoltaica, em verde, o carregamento das baterias, em vermelho, o descarregamento das baterias e em marrom, a geração térmica.

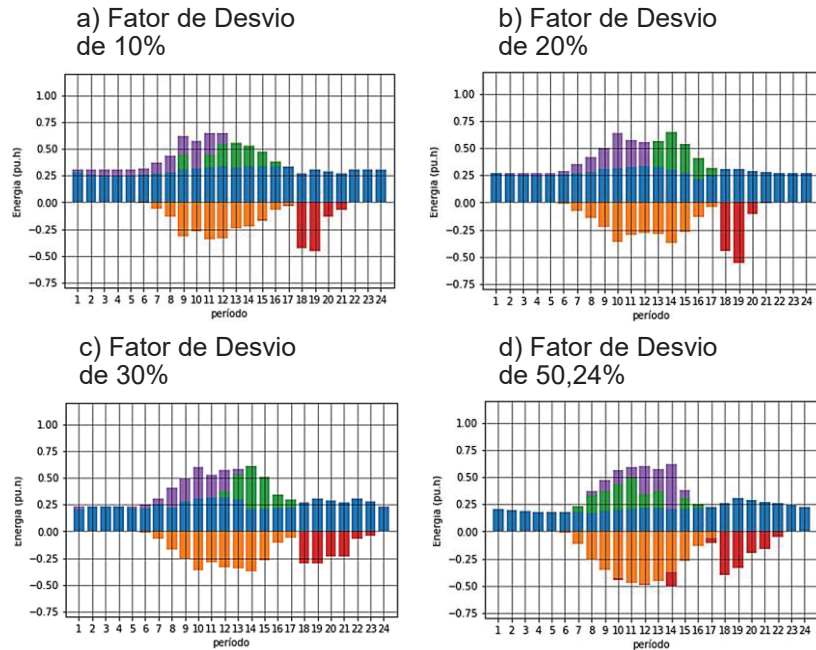
FIGURA 67 – DESPACHOS NA MG3 PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO PRIMAVERA UTILIZANDO A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ



FONTE: O autor (2022)

LEGENDA: Em azul estão as cargas não-controláveis, em roxo, as cargas controláveis, em laranja, a geração fotovoltaica, em verde, o carregamento das baterias, em vermelho, o descarregamento das baterias e em marrom, a geração térmica.

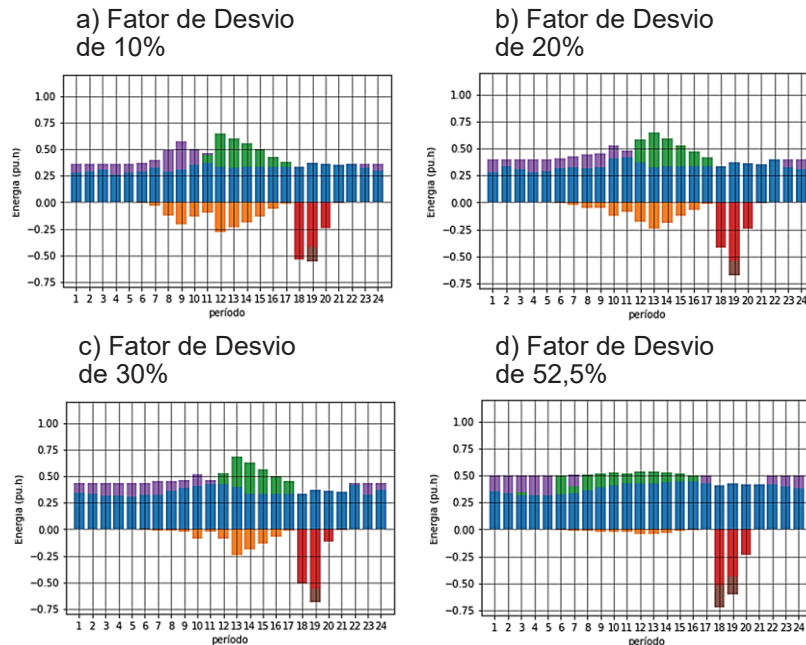
FIGURA 68 – DESPACHOS PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO OUTONO DA MG4 UTILIZANDO A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE



FONTE: O autor (2022)

LEGENDA: Em azul estão as cargas não-controláveis, em roxo, as cargas controláveis, em laranja, a geração fotovoltaica, em verde, o carregamento das baterias, em vermelho, o descarregamento das baterias e em marrom, a geração térmica.

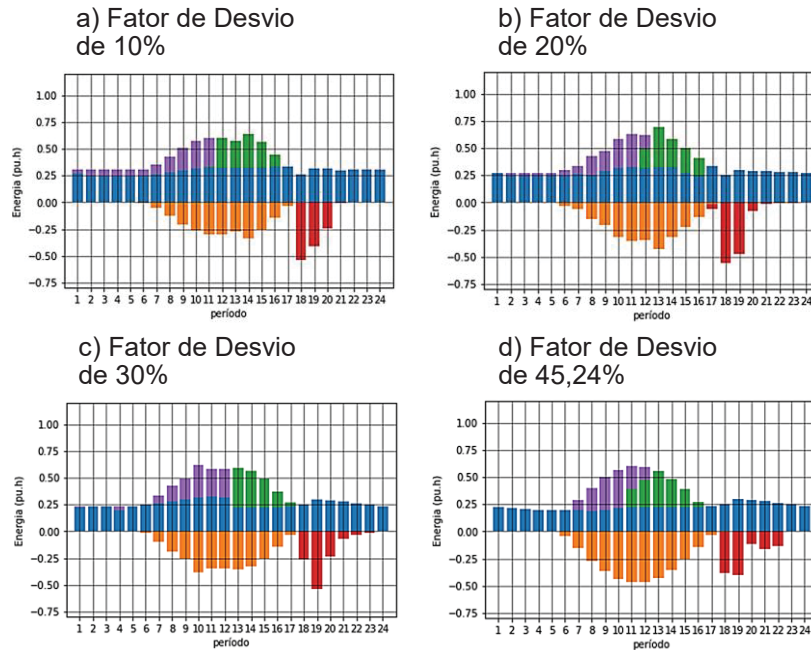
FIGURA 69 – DESPACHOS PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO OUTONO DA MG4 UTILIZANDO A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ



FONTE: O autor (2022)

LEGENDA: Em azul estão as cargas não-controláveis, em roxo, as cargas controláveis, em laranja, a geração fotovoltaica, em verde, o carregamento das baterias, em vermelho, o descarregamento das baterias e em marrom, a geração térmica.

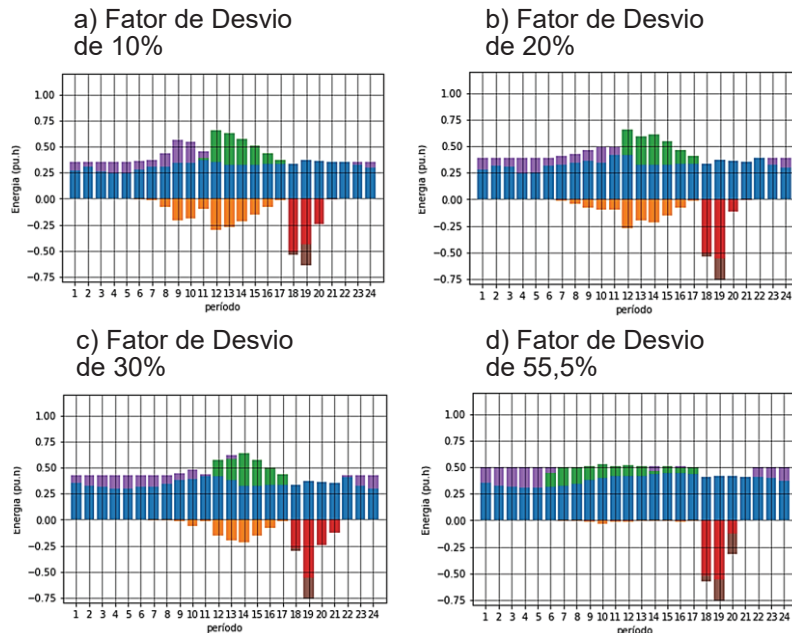
FIGURA 70 – DESPACHOS PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO INVERNO DA MG4 UTILIZANDO A FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE



FONTE: O autor (2022)

LEGENDA: Em azul estão as cargas não-controláveis, em roxo, as cargas controláveis, em laranja, a geração fotovoltaica, em verde, o carregamento das baterias, em vermelho, o descarregamento das baterias e em marrom, a geração térmica.

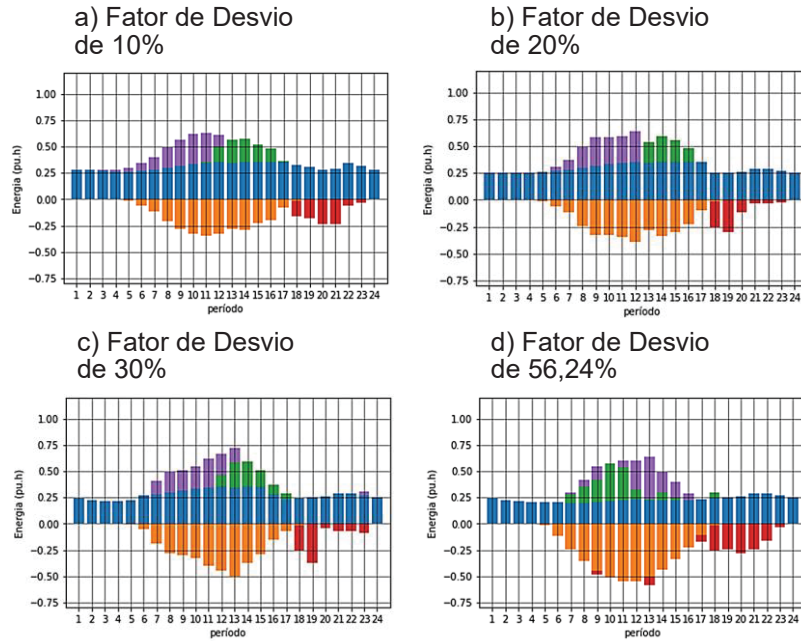
FIGURA 71 – DESPACHOS PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO INVERNO DA MG4 UTILIZANDO A FUNÇÃO DE ROBUSTEZ



FONTE: O autor (2022)

LEGENDA: Em azul estão as cargas não-controláveis, em roxo, as cargas controláveis, em laranja, a geração fotovoltaica, em verde, o carregamento das baterias, em vermelho, o descarregamento das baterias e em marrom, a geração térmica.

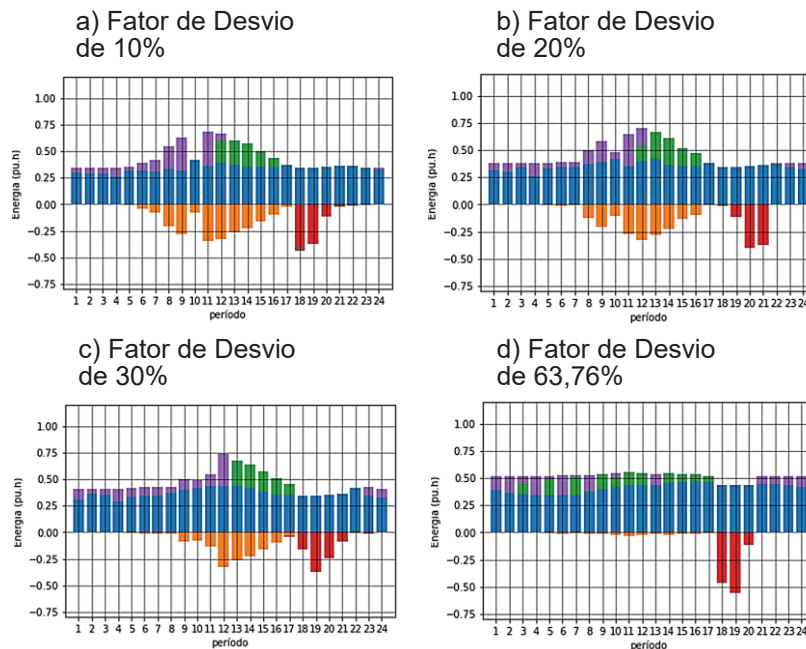
FIGURA 72 – DESPACHOS PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO PRIMAVERA DA MG4 UTILIZANDO FUNÇÃO DE OPORTUNIDADE



FONTE: O autor (2022)

LEGENDA: Em azul estão as cargas não-controláveis, em roxo, as cargas controláveis, em laranja, a geração fotovoltaica, em verde, o carregamento das baterias, em vermelho, o descarregamento das baterias e em marrom, a geração térmica.

FIGURA 73 – DESPACHOS PARA DIFERENTES FATORES DE DESVIO NO CASO PRIMAVERA DA MG4 UTILIZANDO FUNÇÃO DE ROBUSTEZ



FONTE: O autor (2022)

LEGENDA: Em azul estão as cargas não-controláveis, em roxo, as cargas controláveis, em laranja, a geração fotovoltaica, em verde, o carregamento das baterias, em vermelho, o descarregamento das baterias e em marrom, a geração térmica.

APÊNDICE 3

Como citado na 4.3, o método de TDLI não possui um limite nos níveis de robustez como o método proposto nesta dissertação. Neste anexo, são apresentados os resultados com TDLI orientada a dados e TDLI tradicional, utilizando o mesmo modelo determinístico. Para a microrrede 1, os valores encontrados para os parâmetros de incerteza de geração e demanda são apresentados na TABELA 24, o que representam o nível de robustez para cada caso, bem como são apresentados os fatores de desvio de cada caso.

TABELA 24 – COMPARAÇÃO DOS RESULTADOS DE NÍVEIS DE ROBUSTEZ DO MODELO DA TDLI ORIENTADA A DADOS PROPOSTO E A TDLI TRADICIONAL PARA A MICRORREDE 1.

Estação	Robustez da Geração Fotovoltaica (TDLI orientada a dados)	Robustez da Demanda (TDLI orientada a dados)	Robustez da Geração Fotovoltaica (TDLI Tradicional)	Robustez da Demanda (TDLI Tradicional)	Fator de Desvio
Verão	0.12154	0.03079	0.12154	0.03079	5%
	0.21316	0.06627	0.23980	0.06075	10%
	0.31472	0.09785	0.35406	0.08969	15%
	0.42749	0.12552	0.46489	0.11777	20%
	0.50714	0.15998	0.51160	0.15906	25%
	0.58305	0.19522	0.53258	0.20568	30%
	0.70338	0.22125	0.61979	0.23857	35%
	0.77437	0.24728	0.60086	0.29346	40%
	0.93203	0.26029	...	...	44.97%(máx)
	-	-	0.64109	0.33610	45%
	-	-	0.65331	0.38453	50%
	-	-	0.69865	0.42610	55%
	-	-	0.70892	0.47494	60%
	-	-	0.7198	0.52366	65%
	-	-	0.74904	0.56857	70%
	-	-	0.76552	0.61612	75%
	-	-	...	...	...
Outono	0.09575	0.03825	0.14363	0.03005	5%
	0.18925	0.07560	0.18925	0.07560	10%
	0.28279	0.11296	0.23566	0.12103	15%
	0.37634	0.15032	0.25088	0.17180	20%
	0.46075	0.18923	0.31321	0.21448	25%
	0.58951	0.22051	0.37555	0.25717	30%
	0.70190	0.24646	0.43788	0.29985	35%
	0.85705	0.25943	0.49966	0.34216	40%
	0.87255	0.25943	...	...	40.25%(máx)
	-	-	0.55192	0.38589	45%
	-	-	0.57035	0.43541	50%
	-	-	0.58989	0.48474	55%
	-	-	0.60726	0.53444	60%
	-	-	0.62570	0.58396	65%
	-	-	0.64413	0.63348	70%
	-	-	0.65180	0.68484	75%
	-	-	...	...	...

Estação	Robustez da Geração Fotovoltaica (TDLI orientada a dados)	Robustez da Demanda (TDLI orientada a dados)	Robustez da Geração Fotovoltaica (TDLI Tradicional)	Robustez da Demanda (TDLI Tradicional)	Fator de Desvio
Inverno	0.13728	0.03023	0.09152	0.03847	5%
	0.26949	0.06058	0.14972	0.08092	10%
	0.40082	0.08827	0.17814	0.12839	15%
	0.47218	0.12760	0.23607	0.17014	20%
	0.58238	0.15993	0.29400	0.21188	25%
	0.70007	0.19091	0.35193	0.25363	30%
	0.77756	0.22909	0.40880	0.29557	35%
	0.79022	0.25454	0.46681	0.33730	40%
	0.93117	0.25454	...	...	42.39%(máx)
	-	-	0.49542	0.38434	45%
	-	-	0.53532	0.42933	50%
	-	-	0.55284	0.47836	55%
	-	-	0.57011	0.52744	60%
	-	-	0.58440	0.57705	65%
	-	-	0.71940	0.60491	70%
	-	-	0.74079	0.65323	75%
Primavera	-	-	...	...	...
	0.11845	0.03055	0.11845	0.03055	5%
	0.23488	0.06058	0.23488	0.06058	10%
	0.34603	0.08925	0.34603	0.08925	15%
	0.41018	0.12672	0.40427	0.12797	20%
	0.48486	0.16197	0.43833	0.17179	25%
	0.59956	0.18877	0.44047	0.22234	30%
	0.71348	0.21574	0.43394	0.27473	35%
	0.81733	0.24270	0.49243	0.31365	40%
	0.86936	0.26967	0.55439	0.35184	45%
	0.90554	0.26967	...	...	45.75%(máx)
	-	-	0.57349	0.39907	50%
	-	-	0.59092	0.44666	55%
	-	-	0.60508	0.49494	60%
	-	-	0.60004	0.54726	65%
	-	-	0.62217	0.59386	70%
	-	-	0.62183	0.64519	75%
	-	-	...	...	...

FONTE: O autor (2022).

Assim, é possível verificar, que, mesmo após o modelo proposto TDLI orientado a dados ter alcançado o desvio crítico máximo, e já não aumentar mais os custos em relação as incertezas do sistema, os resultados da TDLI tradicional continuam a crescer. Os testes foram realizados até um desvio de 200%, e ainda assim, o algoritmo não encontra um nível de saturação. Isso porque a geração fotovoltaica pode ter um limite máximo com um nível de robustez de 100%, representando que a geração é nula. Já para a demanda, não existe um nível máximo, então o nível de robustez pode chegar a 200%, 300% e assim por diante,

mesmo que não seja uma situação realista. Essa é uma das principais limitações da TDLI tradicional, já que a falta destes limites traz uma característica muito conservadora para o tomador de decisões. Para a microrrede 2, a TABELA 25 apresenta os resultados comparativos para cada estação.

TABELA 25 – COMPARAÇÃO DOS RESULTADOS DE NÍVEIS DE ROBUSTEZ DO MODELO DA TDLI ORIENTADA A DADOS PROPOSTO E A TDLI TRADICIONAL PARA A MICRORREDE 2.

Estação	Robustez da Geração Fotovoltaica (TDLI orientada a dados)	Robustez da Demanda (TDLI orientada a dados)	Robustez da Geração Fotovoltaica (TDLI Tradicional)	Robustez da Demanda (TDLI Tradicional)	Fator de Desvio
Verão	0.09605	0.02342	0.08645	0.02576	5%
	0.17289	0.05152	0.13447	0.06089	10%
	0.25934	0.07728	0.17289	0.09836	15%
	0.34578	0.10305	0.19210	0.14052	20%
	0.43223	0.12881	0.24013	0.17565	25%
	0.51618	0.15617	0.28917	0.21152	30%
	0.60645	0.18220	0.31737	0.25269	35%
	0.68222	0.21177	0.35178	0.29234	40%
	0.79029	0.22900	0.37721	0.33319	45%
	0.88838	0.25178	0.42482	0.36842	50%
	0.93203	0.26029	...	...	52.04%(máx)
	-	-	0.47326	0.40345	55%
	-	-	0.52245	0.43829	60%
	-	-	0.57096	0.47330	65%
	-	-	0.62081	0.50799	70%
	-	-	0.66926	0.54301	75%
	-	-	...	...	...
	0.11440	0.02815	0.08898	0.03327	5%
	0.22705	0.05588	0.12614	0.07619	10%
Outono	0.33969	0.08969	0.15097	0.12159	15%
	0.40207	0.12144	0.20069	0.16199	20%
	0.46450	0.15927	0.25110	0.20224	25%
	0.53949	0.19457	0.30116	0.24256	30%
	0.66097	0.22051	0.33944	0.28526	35%
	0.74218	0.24646	0.35832	0.33186	40%
	0.87253	0.25943	...	...	44.45%(máx)
	-	-	0.44439	0.36493	45%
	-	-	0.49331	0.40548	50%
	-	-	0.53622	0.44724	55%
	-	-	0.58043	0.48874	60%
	-	-	0.64299	0.52655	65%
	-	-	0.69306	0.56687	70%
	-	-	0.72279	0.61128	75%
	-	-	...	...	...
	0.10901	0.02821	0.06056	0.03847	5%
	0.21540	0.05575	0.09573	0.08109	10%
	0.32158	0.08323	0.14293	0.12106	15%
Inverno	0.42777	0.11071	0.19012	0.16103	20%
	0.50217	0.14492	0.23250	0.20202	25%
	0.58106	0.17818	0.27159	0.24371	30%
	0.69682	0.20363	0.33170	0.28095	35%

Estação	Robustez da Geração Fotovoltaica (TDLI orientada a dados)	Robustez da Demanda (TDLI orientada a dados)	Robustez da Geração Fotovoltaica (TDLI Tradicional)	Robustez da Demanda (TDLI Tradicional)	Fator de Desvio
Primavera	0.80007	0.22909	0.36122	0.32466	40%
	0.84559	0.25454	0.40947	0.36441	45%
	0.93111	0.25454	...	...	46,81%
	-	-	0.45690	0.40433	50%
	-	-	0.50409	0.44430	55%
	-	-	0.53058	0.48866	60%
	-	-	0.57843	0.52849	65%
	-	-	0.62496	0.56861	70%
	-	-	0.67216	0.60858	75%
	-	-	...	...	...
	0.09017	0.02736	0.05010	0.03731	5%
	0.17656	0.05357	0.09809	0.07305	10%
	0.26145	0.07933	0.14525	0.10817	15%
	0.34633	0.10508	0.19241	0.14330	20%
	0.43731	0.12933	0.23957	0.17842	25%
	0.49514	0.16180	0.28673	0.21354	30%
	0.57522	0.18875	0.33389	0.24866	35%
	0.65516	0.21574	0.35744	0.28965	40%
	0.77481	0.23286	0.40500	0.32467	45%
	0.84587	0.25918	0.44947	0.36046	50%
	0.90554	0.26967	...	...	53,03%(máx)
	-	-	0.48949	0.39736	55%
	-	-	0.53025	0.43480	60%
	-	-	0.57147	0.47242	65%
	-	-	0.61266	0.51004	70%
	-	-	0.66064	0.54598	75%
	-	-	...	...	...

FONTE: O autor (2022).