

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA
FACULDADE DE ENGENHARIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

Lucas Santiago Nepomuceno

**META-HEURÍSTICAS APLICADAS EM PROBLEMAS DE SISTEMAS
ELÉTRICOS DE POTÊNCIA COM MERCADO ATACADISTA DE
ENERGIA**

Juiz de Fora

2023

Lucas Santiago Nepomuceno

**META-HEURÍSTICAS APLICADAS EM PROBLEMAS DE SISTEMAS
ELÉTRICOS DE POTÊNCIA COM MERCADO ATACADISTA DE
ENERGIA**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Juiz de Fora como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica. Área de concentração: Sistemas de Energia.

Orientador: Prof. Dr. Edimar José de Oliveira-UFJF

Coorientadores: Prof. Dr. Edmarcio Antonio Belati-UFABC e Leonardo Willer de Oliveira-UFJF

Juiz de Fora

2023

Ficha catalográfica elaborada através do Modelo Latex do CDC da UFJF
com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

Nepomuceno, Lucas Santiago.

META-HEURÍSTICAS APLICADAS EM PROBLEMAS DE SISTEMAS ELÉTRICOS DE POTÊNCIA COM MERCADO ATACADISTA DE ENERGIA / Lucas Santiago Nepomuceno. – 2023.

112 f. : il.

Orientador: Edimar José de Oliveira-UFJF

Coorientadores: Edmarcio Antonio Belati-UFABC e Leonardo Willer de Oliveira-UFJF

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Juiz de Fora, Faculdade de Engenharia. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, 2023.

1. Profit-Based Unit Commitment. 2. Planejamento da Expansão da Transmissão. 3. Mercado Atacadista de Energia Elétrica. I. Oliveira, Edimar José de, coorient. I. Oliveira, Leonardo Willer de, coorient. II. Belati, Edmarcio Antonio. Título.

Lucas Santiago Nepomuceno

Meta-heurísticas aplicadas em problemas de sistemas elétricos de potência com mercado atacadista de energia

Dissertação apresentada ao Nome do Curso ou Programa da Universidade Federal de Juiz de Fora como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em (*). Área de concentração:

Aprovada em 16 de março de 2023.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Edimar José de Oliveira - Orientador

Universidade Federal de Juiz de Fora

Prof. Dr. Edmarcio Antonio Belati - Coorientador

Universidade Federal do ABC

Prof. Dr. Leonardo Willer de Oliveira - Coorientador

Universidade Federal de Juiz de Fora

Profa. Dra. Ahda Pionkoski Grilo Pavani

Universidade Federal do ABC

Prof. Dr. Ivo Chaves da Silva Junior

Universidade Federal de Juiz de Fora

Juiz de Fora, 13/03/2023.



Documento assinado eletronicamente por **Edimar Jose de Oliveira, Professor(a)**, em 16/03/2023, às 15:37, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Leonardo Willer de Oliveira, Professor(a)**, em 16/03/2023, às 15:44, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Ahda Pionkoski Grilo Pavani, Usuário Externo**, em 16/03/2023, às 15:44, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Ivo Chaves da Silva Junior, Professor(a)**, em 16/03/2023, às 16:11, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Edmarcio Antonio Belati, Usuário Externo**, em 16/03/2023, às 17:31, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no Portal do SEI-Uffj (www2.ufff.br/SEI) através do ícone Conferência de Documentos, informando o código verificador **1182939** e o código CRC **2D36302F**.

Dedico este trabalho à minha amada família, por serem a minha base e apoio constante.

AGRADECIMENTOS

Gostaria de expressar meus sinceros agradecimentos a todas as pessoas que desempenharam um papel fundamental na realização deste trabalho.

Primeiramente, gostaria de expressar minha profunda gratidão aos meus pais, cujo amor, compreensão e apoio incondicional foram essenciais para minha jornada acadêmica.

Agradeço de forma especial à minha amada Mariana, por ser minha parceira em todos os momentos, pela compreensão, incentivo e amor inabalável.

Ao meu orientador e professor, Edimar José de Oliveira, sou imensamente grato por compartilhar seus valiosos conhecimentos, bem como por sua paciência, dedicação e atenção ao longo de todo o processo de desenvolvimento desta dissertação.

Também gostaria de estender meus agradecimentos aos meus coorientadores, Leonardo Willer de Oliveira e Edmarcio Antonio Belati, pelo compartilhamento de conhecimentos e pelo apoio atencioso que forneceram durante todo o percurso desta pesquisa.

Não posso deixar de agradecer ao apoio financeiro fornecido pela CAPES - Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil, CNPq - Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico - Brasil, INERGE - Instituto Nacional de Energia Elétrica, FAPEMIG - Fundação de Amparo à Pesquisa no Estado de Minas Gerais e Universidade Federal de Juiz de Fora.

Por fim, gostaria de expressar minha gratidão aos meus amigos e colegas de pesquisa, cuja troca constante de conhecimento e apoio inabalável foram inestimáveis durante toda essa jornada.

RESUMO

Esta dissertação apresenta metodologias para tratar duas questões importantes do setor elétrico: o *Unit Commitment* Térmico e o Planejamento da Expansão da Transmissão de Energia Elétrica. Ambas serão tratadas no contexto de um Mercado Atacadista de Energia Elétrica descentralizado, onde vendedores e compradores negociam livremente a energia e serviços correlatos através de leilões horários na plataforma *Power Exchanges* (PX). O problema de *Profit-Based Unit Commitment* (PBUC) será solucionado através de meta-heurísticas e lista de prioridades. A solução desse problema busca maximizar o lucro de uma empresa de geração com a venda de energia no mercado do Dia Seguinte e a venda de reserva do mercado de Capacidade de Reserva ao longo de 24 horas. Modificações são propostas para melhorar o desempenho da meta-heurística Algoritmo Genético (AG) na resolução do PBUC. O problema de Planejamento da Expansão da Rede de Transmissão em Mercados Atacadistas de Energia será resolvido através da meta-heurística *Grey Wolf Optimization* (GWO). Para isso, é proposto um modelo estocástico que leva em consideração as incertezas quanto à oferta de geração eólica e à demanda do mercado Dia Seguinte. O objetivo deste modelo é ajudar o planejador da rede de transmissão a identificar planos que melhorem a eficiência econômica do sistema, priorizando transações de energia elétrica. Resultados obtidos com sistemas teste mostram que as metodologias propostas são promissoras para aplicações em sistemas reais.

Palavras-chave: Profit-Based Unit Commitment. Planejamento da Expansão da Transmissão. Mercado Atacadista de Energia Elétrica. Meta-heurísticas. Otimização Híbrida.

ABSTRACT

This paper presents methodologies to address two important issues in the electrical sector: Thermal Unit Commitment and Electric Power Transmission Expansion Planning. Both will be addressed in the context of a decentralized Wholesale Electricity Market, where sellers and buyers freely negotiate energy through hourly auctions on the Power Exchanges (PX) platform. The problem of Profit-Based Unit Commitment (PBUC) will be solved using metaheuristics and priority lists. The solution to this problem aims to maximize the profit of a generation company by selling energy in the Day-Ahead market and selling reserve in the Reserve Capacity market over 24 hours. Modifications are proposed to improve the performance of the metaheuristic Genetic Algorithm (GA) in solving the PBUC. The problem of Transmission Network Expansion Planning in Wholesale Electricity Markets will be solved using the Grey Wolf Optimization (GWO) metaheuristic. For this purpose, a stochastic model is proposed that takes into account uncertainties regarding wind generation supply and Day-Ahead market demand. The objective of this model is to assist the transmission network planner in identifying plans that improve the economic efficiency of the system, prioritizing electricity transactions. Results obtained from test systems show that the proposed methodologies are promising for real-world applications.

Keywords: Profit-Based Unit Commitment. Transmission Expansion Planning. Electric Energy Wholesale Market. Metaheuristics. Hybrid Optimization.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Preço marginal do sistema em leilão com participação unilateral	39
Preço de fechamento do mercado em leilão com participação bilateral	40
Indivíduo de exemplo.	49
Indivíduo antes do término do operador Swap Window.	50
Indivíduo após do término do operador Swap Window.	51
Indivíduo antes do término do operador Swap Window.	52
Indivíduo após do término do operador Window Mutation.	53
Fluxograma do modelo híbrido proposto para solucionar o problema PBUC	61
Curva de convergência das melhores soluções por meta-heurística no Caso 1 do PBUC	70
Comparação entre a geração de potência ativa obtida pela solução do despacho econômico via Lista de Prioridade e via Programação Quadrática, considerando o melhor status de operação encontrado no Caso 1 do PBUC	71
Comparação entre o despacho de reserva obtida pela solução do despacho econômico via Lista de Prioridade e via Programação Quadrática, considerando o melhor status de operação encontrado no Caso 1 do PBUC	71
Curva de convergência das melhores soluções por meta-heurística no Caso 2 do PBUC	75
Comparação entre a geração de potência ativa obtida pela solução do despacho econômico via Lista de Prioridade e via Programação Quadrática, considerando o melhor status de operação encontrado no Caso 2 do PBUC	75
Comparação entre o despacho de reserva obtida pela solução do despacho econômico via Lista de Prioridade e via Programação Quadrática, considerando o melhor status de operação encontrado no Caso 2 do PBUC	76
Curva de convergência das melhores soluções por meta-heurística no Caso 3 do PBUC	78
Comparação entre a geração de potência ativa obtida pela solução do despacho econômico via Lista de Prioridade e via Programação Quadrática, considerando o melhor status de operação encontrado no Caso 3 do PBUC	78
Comparação entre o despacho de reserva obtida pela solução do despacho econômico via Lista de Prioridade e via Programação Quadrática, considerando o melhor status de operação encontrado no Caso 3 do PBUC	79
Comparação entre a geração de potência ativa obtida pela solução do despacho econômico via Lista de Prioridade e via Programação Quadrática, considerando o melhor status de operação encontrado no Caso 4 do PBUC	81
Comparação entre a geração de potência ativa obtida pela solução do despacho econômico via Lista de Prioridade e via Programação Quadrática, considerando o melhor status de operação encontrado no Caso 4 do PBUC	81

Comparação entre o despacho de reserva obtida pela solução do despacho econômico via Lista de Prioridade e via Programação Quadrática, considerando o melhor status de operação encontrado no Caso 4 do PBUC	82
Topologia do sistema IEEE-RTS.	91
Ofertas atendidas com investimento anual máximo de 15 \$M	95
Ofertas atendidas com investimento anual máximo de 60 \$M	95

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Previsões referentes ao mercado day-ahead para o sistema com 10 UTEs no problema PBUC	67
Tabela 2 – Comparação estatística das meta-heurísticas no Caso 1 do problema PBUC	68
Tabela 3 – Desempenho financeiro da melhor solução no Caso 1 do problema PBUC	68
Tabela 4 – Despacho de potência da melhor solução encontrada no Caso 1 do PBUC	69
Tabela 5 – Despacho de reserva da melhor solução encontrada no Caso 1 do PBUC	69
Tabela 6 – Comparação entre despacho econômico via Lista de Prioridade e Programação Quadrática no Caso 1 do problema PBUC	72
Tabela 7 – Comparação estatística das meta-heurísticas no Caso 2 do problema PBUC	72
Tabela 8 – Desempenho financeiro da melhor solução no Caso 2 do problema PBUC	73
Tabela 9 – Despacho de potência da melhor solução encontrada no Caso 2 do PBUC	73
Tabela 10 – Despacho de reserva da melhor solução encontrada no Caso 2 do PBUC	74
Tabela 11 – Comparação entre despacho econômico via Lista de Prioridade e Programação Quadrática no Caso 2 do problema PBUC	76
Tabela 12 – Comparação estatística das meta-heurísticas no Caso 3 do problema PBUC	77
Tabela 13 – Desempenho financeiro da melhor solução no Caso 3 do problema PBUC	77
Tabela 14 – Comparação entre despacho econômico via Lista de Prioridade e Programação Quadrática no Caso 3 do problema PBUC	79
Tabela 15 – Comparação estatística das meta-heurísticas no Caso 4 do problema PBUC	80
Tabela 16 – Desempenho financeiro da melhor solução no Caso 4 do problema PBUC	80
Tabela 17 – Comparação entre despacho econômico via Lista de Prioridade e Programação Quadrática no Caso 4 do problema PBUC	82
Tabela 18 – Previsões referentes ao mercado day-ahead para o problema PET . . .	92
Tabela 19 – Cenários considerados ao longo de um ano para o problema PET . . .	93
Tabela 20 – Resultados obtidos no Caso 1 do problema PET	94
Tabela 21 – Resultados obtidos no Caso 2 do problema PET	95
Tabela 22 – Análise dos cenários com a melhor solução encontrada no Caso 2 do problema PET	96
Tabela 23 – Dados do sistema com 10 UTEs referentes ao problema PBUC	107
Tabela 24 – Dados do sistema com 100 UTEs referentes ao problema PBUC, parte 1	108
Tabela 25 – Dados do sistema com 100 UTEs referentes ao problema PBUC, parte 2	109
Tabela 26 – Dados das barras do sistema RTS-79 referentes ao problema PET . . .	110
Tabela 27 – Dados das linhas existentes no sistema RTS-79 referentes ao problema PET	111
Tabela 28 – Dados das linhas candidatas no sistema RTS-79 referentes ao problema PET	112

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
ONS	Operador Nacional do Sistema
EPE	Empresa de Pesquisa Energética
CMSE	Comitê de Monitoramento do Setor Elétrico
ACL	Ambiente de Contratação Livre.
ACR	Ambiente de Contratação Regulada
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
CCEE	Câmara de Comercialização de Energia Elétrica
DE	Despacho Econômico
DNAEE	Departamento Nacional de Águase Energia Elétrica
EE	Enumeração Exaustiva
EPE	Empresa de Pesquisa Energética.
ISO	Independent System Operator
LP	Lista de Prioridade
ME	Mercado de Eletricidade
MH	Meta-heurística
OM	Operador do Mercado.
ONS	Operador Nacional do Sistema.
PBUC	Profit-Based Unit Commitment
PD	Programação Dinâmica
PET	Planejamento da Expansão da Transmissão
PLIM	Programação Linear Inteira Mista
PNLIM	Programação Não Linear Inteira Mista
PST	Phase Shifting Transformer
PX	Power Exchanges
RL	Relaxação Lagrangiana
SE	Setor Elétrico
SEB	Setor Elétrico Brasileiro
UC	Unit Commitment
UTE	Unidade de geração termoeétrica

Siglas	Meta-heurísticas
ABC	Artificial Bee Colony
ACO	Ant Colony Optimization
FW	Fireworks Algorithm
GA	Genetic Algorithm
GASW	Genetic Algorithm Swap Windon
GAWM	Genetic Algorithm Windon Mutation
GWO	Grey Wolf Optimizer
HHO	Harris Hawks Optimization

HS	Harmony Search
ICA	Imperialist Competitive Algorithm
LCA	League Championship Algorithm
NPO	Nomadic People Optimizer
PSO	Particle Swarm Optimization
SCA	Sine-Cosine Algorithm
SFLA	Shuffled Frog Leaping Algorithm
WOA	Whale Optimization Algorithm

LISTA DE SÍMBOLOS

g	Índice da unidade geradora
t	Índice da hora
$U_{g,t}$	status de operação da unidade geradora g na hora t .
$P_{g,t}$	potência ativa gerada pela unidade geradora g na hora t (MW).
$R_{g,t}$	reserva alocada pela unidade geradora g na hora t (MW).
NT	Número de intervalos de tempo
NG	Número de unidades geradoras
LT	Lucro total (\$)
CT	Custo total (\$)
RT	Receita total (\$)
SP_t	Previsão do preço da energia na hora t (\$/MWh)
RP_t	Previsão do preço da reserva na hora t (\$/MWh)
r	Probabilidade do sistema solicitar e utilizar a reserva alocada
P_t^{pre}	Previsão da demanda de potência na hora t (MW)
r_t^{pre}	Previsão da demanda de reserva na hora t (MW)
P_g^{min}	Capacidade de geração mínima da unidade geradora g (MW)
P_g^{max}	Capacidade de geração máxima da unidade geradora g (MW)
a_g	Coefficiente constante do custo com combustível da unidade geradora g (\$/h)
b_g	Coefficiente linear do custo com combustível da unidade geradora g (\$/MWh)
c_g	Coefficiente quadrático do custo com combustível da unidade geradora g (\$/MWh ²)
$F_g(P_{g,t})$	Função custo com combustível da unidade geradora g , na hora t
SUC_g	Custo de partida da unidade geradora g (\$)
$HSUC_g$	Custo de partida quente da unidade geradora g (\$)
$CSUC_g$	Custo de partida a frio da unidade geradora g (\$)
TCO_g	Número de horas a partir do qual será considerado partida a frio da unidade geradora g
MUT_g	Mínimo tempo de atividade da unidade geradora g
MDT_g	Mínimo tempo de inatividade da unidade geradora g
$T_{g,t}^{on}$	Quantidades de horas que a unidade geradora g esteve continuamente ativa até a hora t
$T_{g,t}^{off}$	Quantidades de horas que a unidade geradora g esteve continuamente inativa até a hora t
λ_g	Valor de referência para criação da Lista de Prioridade
FT	Função de transferência
\bar{X}	Vetor solução
\overline{X}_{BIN}	Vetor solução com característica binária

NP	Números de indivíduos na população
GA_{pc}	Percentual de cruzamentos, parâmetro da meta-heurística GA
GA_{pm}	Percentual de mutações, parâmetro da meta-heurística GA
GA_{tm}	Taxa de mutação, parâmetro da meta-heurística GA
GA_{pe}	Percentual de elitismo, parâmetro da meta-heurística GA
GA_{nt}	Número de participantes do torneio, parâmetro da meta-heurística GA
NPO_{nF}	Número de famílias, parâmetro da meta-heurística NPO
NPO_{nC}	Número de clãs, parâmetro da meta-heurística NPO
$ZMAX$	Parâmetro número máximo de iterações
Z	Iteração corrente
w	Índice de cenário
s	Índice de barra
l	Índice de todas as linha
k	Índice de linha candidata a expansão
h	Índice de comprador
b	Índice de vendedor
ΩS	Conjunto de todas as barras da rede
ΩL	Conjunto de todas as linhas de transmissão
ΩK	Conjunto de todas as linhas de transmissão candidatas
ΩW	Conjunto de todos os cenários
ΩH_s	Conjunto de índices dos blocos de energia licitados na s -ésima barra
ΩB_s	Conjunto de índices dos blocos de energia ofertados na s -ésima barra
ΩL_s	Conjunto de todas as linhas de transmissão conectadas na s -ésima barra
b_l	Susceptância da l -ésima linha de transmissão
$fr(l)$	Barra de origem da l -ésima linha de transmissão
$to(l)$	Barra de chegada da l -ésima linha de transmissão
f_l^{max}	Capacidade de fluxo de potência ativa da linha l -ésima linha de transmissão (MW)
c_k	Custo de investimento da k -ésima linha candidata a expansão (\$)
C^{max}	Máximo orçamento anual para investimento na expansão da transmissão (\$)
$d_{s,w}^{max}$	Total de potência ativa licitada pelos compradores localizados na s -ésima barra, no cenário w (MW)
$d_{s,w}^{min}$	Mínima potência ativa a ser atendida na s -ésima barra, no cenário w (MW)
$d_{s,w}^{max}$	Total de potência ativa ofertada pelos vendedores localizados na s -ésima barra, no cenário w (MW)
$\lambda D_{s,h}$	Preço do h -ésimo bloco de energia licitado na s -ésima barra (\$/ MWh)
$g_{s,w}^{max}$	Total de potência ativa ofertada pelos compradores localizados na s -ésima barra (MW)
$\lambda G_{s,b}$	Preço do b -ésimo bloco da s -ésima barra (\$/ MWh)
λR_s	Custo de corte de carga na s -ésima barra (\$/ MWh)

$\theta_{slack,w}$	Ângulo de tensão na barra de referência, no cenário w (radianos)
δ_w	Peso do cenário w
α	Intervalo de tempo dos blocos de energia (horas)
σ	Fator de ponderação para fazer o custo de investimento anual e <i>social-welfare</i> comparáveis;
FRC	Fator de recuperação de capital
t	Período de retorno do investimento com a expansão da transmissão
J	Taxa de juros anual
$d_{s,h,w}$	Quantidade de potência ativa atendida do bloco licitado pelo h -ésimo comprador, localizado na s -ésima barra, no w -ésimo cenário (MW)
$g_{i,b,w}$	Quantidade de potência ativa atendida do bloco ofertado pelo b -ésimo vendedor, localizado na i -ésima barra, no w -ésimo cenário (MW)
$r_{s,w}$	Corte de carga na s -ésima barra, no w -ésimo cenário (MWh)
x_k	Variável binária, assumindo 1 caso a linha k for construída e 0 caso ao contrário
$\theta_{s,w}$	Ângulo de tensão s -ésima barra, no w -ésimo cenário (radianos)
$f_{l,w}$	Fluxo de potência através da l -ésima linha, no w -ésimo cenário (MW)
CI	Custo de investimento total com o plano de expansão (M\$)
SWA	Valor de <i>social-welfare</i> anual agregado de cada cenário (M\$)
FIT	Valor aptidão de um plano de expansão (M\$)

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	19
1.1	MOTIVAÇÃO	20
1.2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	20
1.2.1	Revisão Sobre Profit-based Unit Commitment	20
1.2.2	Revisão Sobre Planejamento da Expansão da Transmissão Com Características de Mercados de Eletricidade	24
1.3	OBJETIVO	25
1.4	RESULTADOS DA PESQUISA	26
1.4.1	Artigos Publicados em Periódicos	26
1.4.2	Artigos Publicados em Congressos	26
1.4.3	Apresentações de Artigos e Participação no Congresso	27
1.5	ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO	27
2	MERCADO DE ELETRICIDADE ATACADISTA	29
2.1	EVOLUÇÃO DO SETOR ELÉTRICO	29
2.2	CONTEXTO HISTÓRICO DO MERCADO DE ELETRICIDADE NO BRASIL	31
2.3	MODELOS ESTRUTURAIS DOS MERCADOS DE ELETRICIDADE	33
2.3.1	Monopólio Verticalmente Integrado	33
2.3.2	Comprador Único	33
2.3.3	Mercado Atacadista	34
2.3.4	Mercado Varejista	34
2.4	AGENTES DOS MERCADOS DE ELETRICIDADE	34
2.5	MECANISMOS PARA COMERCIALIZAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA	35
2.5.1	Pool Obrigatório	36
<i>2.5.1.1</i>	Bolsas de Energia Elétrica	37
2.5.2	Mercados de Contratação Bilateral	38
2.6	LEILÕES	38
2.7	DESPACHO DO SISTEMA	40
2.7.1	Despacho Centralizado	41
2.7.2	Despacho Descentralizado	41
2.8	CONCLUSÕES	41
3	META-HEURÍSTICAS E CONTRIBUIÇÕES PROPOSTAS .	42
3.1	CONTEXTUALIZAÇÃO	42
3.2	MÉTODOS META-HEURÍSTICOS	42
3.2.1	Algoritmo Genético	44
3.2.2	Grey Wolf Optimizer	46
3.2.3	Whale Optimization Algorithm	46

3.2.4	Harris Hawk Optimizer	47
3.2.5	Nomadic People Optimizer	47
3.3	MODIFICAÇÕES PROPOSTAS NO AG	48
3.3.1	Algoritmo Genético com Janela Móvel	49
3.3.2	Algoritmo Genético com Janela Mutante	51
3.4	CONCLUSÕES	53
4	PROFIT-BASED UNIT COMMITMENT	54
4.1	INTRODUÇÃO	54
4.2	FORMULAÇÃO PROPOSTA	55
4.2.1	Função Objetivo	55
4.2.1.1	Receita Total	55
4.2.1.2	Custo Total	57
4.2.2	Restrições	57
4.3	ESTRATÉGIA DE SOLUÇÃO	59
4.4	SIMULAÇÕES E RESULTADOS	65
4.4.1	CASO 1: 10 UTEs com Pagamento por Reserva Entregue	67
4.4.2	CASO 2: 10 UTEs com Pagamento por Reserva Alocada	72
4.4.3	CASO 3: 100 UTEs com Pagamento por Reserva Entregue	76
4.4.4	CASO 4: 100 UTEs com Pagamento por Reserva Alocada	79
4.5	CONCLUSÕES	82
5	PLANEJAMENTO DA EXPANSÃO DA TRANSMISSÃO BASE-	
	ADO EM MERCADO	84
5.1	INTRODUÇÃO	84
5.2	METODOLOGIA PROPOSTA	86
5.2.1	Subproblema de Investimento	87
5.2.2	Subproblema de Operação	88
5.2.3	Função Fitness	89
5.3	SIMULAÇÕES E RESULTADOS	90
5.3.1	CASO 1: Cenário Único	93
5.3.2	CASO 2: Cenários Diferentes	94
5.4	CONCLUSÕES	97
6	CONCLUSÕES FINAIS	98
6.1	CONTRIBUIÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	99
	REFERÊNCIAS	100
	APÊNDICE A – Dados dos Sistemas Utilizados no PBUC	107
.1	PBUC - Dados do sistema com 100 UTEs	107
.2	Dados do sistema IEEE-RTS	110

1 INTRODUÇÃO

O processo de reestruturação e desregulamentação do setor elétrico representa o rompimento do paradigma monopolista e verticalmente integrado que prevalecera durante boa parte do século XX. Antes, uma única empresa, geralmente estatal, detinha o controle total das atividades de geração, transmissão e distribuição de energia elétrica. O objetivo principal desse processo é aprimorar a eficiência econômica do setor, promovendo a competição nos segmentos de geração e comercialização de energia elétrica e melhorando a qualidade do serviço prestado aos consumidores finais (Hunt, 2002; Kirschen and Strbac, 2018). A criação dos Mercados de Eletricidade (ME) é um dos principais aspectos da reestruturação e desregulamentação do setor elétrico. Os ME são ambientes competitivos onde diversos participantes buscam maximizar seus lucros através de transações de compra e venda de energia elétrica (Mayo, 2021).

Com o surgimento dos ME, as atividades de expansão da rede de transmissão e a operação do sistema enfrentam novos desafios em função da necessidade de conciliar interesses comerciais dos diversos participantes envolvidos. No setor elétrico verticalmente integrado, o Planejamento da Expansão da Transmissão (PET) busca garantir que a rede de transmissão de energia elétrica possa atender à crescente demanda de energia de forma confiável, eficiente e econômica. O planejamento da transmissão é centralizado e coordenado com a expansão da capacidade de geração, desta forma, os planejadores do sistema de transmissão possuem acesso às informações sobre planos futuros de geração (Mahdavi et al., 2018; Chen et al., 2022). No contexto do setor elétrico reestruturado e desregulado, o processo de PET deve levar em consideração os sinais econômicos resultantes das operações do mercado (preços, congestionamento, métricas, etc.) na busca por investimentos em novas instalações. A expansão da capacidade de geração se dá de maneira independente, de acordo com a força do mercado. Sendo assim, é impossível para o planejador do sistema de transmissão ter certeza de onde e quando as novas unidades de geração serão inseridas no sistema no horizonte de longo prazo, o que acarreta no aumento do número de incertezas que precisam ser analisadas. Os planos de expansão devem promover a competição, fornecer um ambiente não discriminatório para todos os participantes do mercado e ser robustos perante as novas incertezas relacionadas à competição (Buygi et al., 2003; Gomes and Saraiva, 2019).

O problema *Unit Commitment* (UC), no setor elétrico verticalmente integrado, refere-se à otimização dos recursos de geração com o intuito de minimizar o custo total de operação do sistema ao longo de um período especificado (geralmente diário ou semanal), considerando diversas restrições que regem o problema, como restrições das unidades geradoras, restrições de rede e demanda de equilíbrio (Montero et al., 2022). A solução do problema UC identifica o estado de operação ideal das unidades geradoras ao longo do horizonte analisado, ou seja, a solução informa o status (ligado ou desligado) e o

despacho de potência das unidades (Kumar et al., 2021). No ambiente verticalmente integrado, as unidades geradoras são de propriedade exclusiva de uma única empresa e/ou entidade governamental, sendo assim, o problema de UC é intrinsecamente relacionado à minimização dos custos operacionais. Enquanto no setor elétrico reestruturado e desregulado, as empresas de geração têm o direito de planejar a operação de suas usinas de forma a obter o máximo lucro nos mercados competitivos (Derakhshandeh et al., 2013). Sendo assim, surge o problema *Profit-based Unit Commitment* (PBUC). O objetivo do PBUC é maximizar o lucro total da empresa de geração, levando em consideração o custo de produção, as restrições operacionais das unidades de geração e previsões sobre a quantidade e o preço de energia solicitados no mercado (Abdi, 2021).

1.1 MOTIVAÇÃO

A descrição da evolução apresentada anteriormente mostra que esta linha de pesquisa é desafiadora para inserção de novos paradigmas de planejamento da operação e expansão. Neste sentido, o presente trabalho investiga os problemas de *Unit Commitment* e Planejamento da Expansão da Transmissão, ambos inseridos em um ambiente de mercado de energia, onde empresas de geração definem a programação de suas unidades com o intuito de maximizar seus lucros com a venda de energia.

1.2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Nesta seção, serão apresentadas revisões bibliográficas dos dois problemas abordados nesta dissertação: o problema de *Profit-Based Unit Commitment* (PBUC) e o problema de Planejamento de Expansão de Transmissão (PET) caracterizado pelos mercados de energia elétrica.

1.2.1 Revisão Sobre Profit-based Unit Commitment

Geralmente, o PBUC é formulado como um problema complexo de programação não linear inteira-mista (PNLIM), podendo ser mono-objetivo quando se busca a maximização do lucro ou multiobjetivo quando além da maximização do lucro se busca a minimização do custo com emissão de poluentes e/ou maximização do *social-welfare* (Abdi, 2021).

As principais diferenças entre o problema de UC no ambiente verticalmente integrado e o PBUC estão na função objetivo e nas restrições de balanço de potência ativa e balanço de reserva girante. No PBUC, essas restrições são modeladas como equações de desigualdade, pois as empresas de geração não têm a obrigação de suprir toda a potência ativa e reserva solicitada (Richter and Sheble, 2000).

Segundo Abdi (2021), os métodos de solução para o problema PBUC podem ser divididos em três grupos: Métodos Numéricos, Meta-heurísticas e Métodos Híbridos.

Os Métodos Numéricos incluem métodos puramente matemáticos, como Enumeração Exaustiva e Lista de Prioridade, e métodos clássicos de otimização, como Programação Dinâmica, *Branch-and-Bound* e Relaxação Lagrangiana (Abdi, 2021; Bikeri et al., 2022).

A Enumeração Exaustiva (EE) consiste na avaliação de todas as soluções viáveis do problema. Conseqüentemente, a solução ótima global é obtida. O uso deste método é impraticável para sistemas de médio e grande porte, pois levaria a um enorme tempo computacional para obtenção da solução ótima (Abdi, 2021).

A técnica Lista de Prioridade (LP) é baseada na ordenação, seja crescente ou decrescente, das unidades geradoras de acordo com sua contribuição para a Função Objetivo ou uma característica específica, como a capacidade máxima de geração. Embora retorne uma solução sub-ótima, este método é atraente devido ao seu baixo tempo de processamento computacional (Sirizi et al., 2010; Abdi, 2021). Os autores em Sirizi et al. (2010) utilizam a técnica LP para solucionar o problema PBUC, classificando as unidades geradoras de acordo com seu custo de operação. Este método apresenta resultados superiores a duas versões da meta-heurística *Tabu Search* (Sirizi et al., 2010).

A Programação Dinâmica (PD) é um algoritmo de otimização clássico que busca encontrar uma solução ótima para o problema sem ter que examinar todas as combinações possíveis de variáveis. Isso é possível porque a busca é realizada em um domínio limitado de soluções. No entanto, esse método sofre com o problema de tempo computacional excessivo quando o número de unidades geradoras aumenta. Assim, para sistemas de médio e grande porte, a utilização desse método para solucionar o PBUC torna-se impraticável (Abdi, 2021). Em Pokharel et al. (2005), uma metodologia baseada em Programação Dinâmica e Enumeração é proposta, considerando o PBUC no contexto de um mercado de energia semelhante ao de Cingapura, onde as empresas de geração oferecem uma única oferta para cada unidade de geração.

No método Relaxação Lagrangiana (RL), um problema de otimização com restrições é transformado em um problema sem restrições com a utilização dos Multiplicadores de Lagrange na nova função objetivo. Esse método apresenta maior flexibilidade para lidar com diferentes restrições, mas sua inerente dualidade pode ser um obstáculo para encontrar soluções viáveis. Além disso, a qualidade da solução depende fortemente do algoritmo usado para atualizar os Multiplicadores de Lagrange (Bikeri et al., 2022).

O problema PBUC pode ser formulado como um problema de programação Linear Inteira Mista (PLIM) e ser solucionado por métodos de otimização clássica como *Branch-and-Bound* e Relaxação Lagrangiana. A principal vantagem dessa estratégia é que ela produz soluções viáveis para a formulação considerada, e a principal desvantagem é a sua complexidade, resultando em tempos de execução mais longos (Abdi, 2021). O trabalho Li and Shahidehpour (2005) formula o problema de PBUC como um problema de PLIM, considerando unidades de geração termoeletricas (UTES) tradicionais (carvão), UTES com

ciclo combinado, hidroelétricas em cascata e sistema de armazenamento por bombeamento. O artigo apresenta uma análise comparativa entre as técnicas de Relaxação Lagrangiana e *Branch-and-Bound* na resolução do Problema PBUC. O método de Relaxação Lagrangiana apresentou desempenho inferior ao método *Branch-and-Bound*.

No geral, os métodos de otimização clássica envolvem um grande tempo computacional e normalmente acabam presos em ótimos locais devido à complexidade do problema, não convexidade, multimodalidade, e a dimensionalidade de sistemas com grande número de unidades geradoras. Segundo Abdi (2021), esses métodos não são recomendados para solucionar o problema PBUC.

Técnicas meta-heurísticas são adequadas para resolver o problema PBUC. Elas reduzem o tempo computacional em comparação aos métodos clássicos, não requerem o uso de derivadas, são menos suscetíveis à estagnação em mínimos locais e são flexíveis às adaptações algorítmicas e hibridações com outras técnicas (Abdi, 2021). Além disso, apesar de não garantirem a obtenção da solução global, as meta-heurísticas permitem o uso de formulações mais complexas. Por essa razão, esses métodos têm recebido maior atenção de pesquisadores nos últimos anos para resolver o problema PBUC (Abdi, 2021).

Uma estratégia comum para o uso de meta-heurísticas na solução do PBUC é a divisão do problema em dois sub-problemas: O primeiro seria a determinação do status de operação das unidades geradoras (ligado ou desligado); enquanto o segundo consistiria na obtenção da saída de potência das unidades ligadas, ou seja, na solução do problema de despacho econômico.

A utilização do Algoritmo Genético para resolução do problema de PBUC foi abordada pela primeira vez em Richter and Sheble (2000). Neste estudo, os autores adaptaram o *Genetic-Based Unit Commitment Algorithm* descrito por Maifeld and Sheble (1996) para maximizar o lucro de uma empresa de geração no ME, considerando apenas a venda de energia no mercado do Dia Seguinte. Em Georgilakis (2009), o AG foi novamente aplicado para solução do PBUC. Os autores consideram penalizações dinâmicas sobre os cromossomos (indivíduos) que violam alguma das restrições do problema. Além disso, são inseridos operadores adicionais ao AG com o intuito de melhorar seu desempenho. Em Singhal et al. (2015a), o AG foi novamente utilizado para solução do PBUC, desta vez considerando a venda de energia no mercado do Dia Seguinte e a venda de reserva no Mercado de Capacidade de Reserva.

Em Xiaohui et al. (2005), a meta-heurística *Particle Swarm Optimization* (PSO) é utilizada para resolver o problema de PBUC no mercado do Dia Seguinte. Os autores obtêm o status ligado ou desligado das unidades de geração através de uma versão binária do PSO, enquanto o despacho econômico é alcançado pelo PSO padrão (codificação real). Em Raglend et al. (2010), três versões do PSO são comparadas: Chaotic PSO, New PSO e Dispersed PSO. A formulação do PBUC considera que a empresa de geração vende energia

no mercado do Dia Seguinte, reservas girantes e não girantes nos mercados Ancilares.

Em Venkatesan and Sanavullah (2013), o *Shuffled Frog Leaping Algorithm* (SFLA) é utilizado para solucionar o PBUC formulado como um problema de otimização bi-objetivo, com o objetivo de maximizar o lucro da empresa de geração e minimizar a emissão de poluentes no mercado do Dia Seguinte. Em Ghadi and Baghrmian (2013), o *Imperialist Competitive Algorithm* (ICA) é utilizado para resolver o PBUC considerando somente a venda de energia. Para melhorar o tempo de solução do PBUC, os autores em Columbus and Simon (2012) propõem o *Parallel Artificial Bee Colony* (PABC) usando um protocolo de passagem de informação em modelos de memória distribuída e compartilhada, o que não apenas reduz o tempo de execução, mas também melhora a qualidade da solução. Em Singhal et al. (2015b), é proposto um novo método baseado na meta-heurística *Binary Fish Swarm Algorithm* (BFSA) e despacho econômico dinâmico para o PBUC considerando restrições de rampa na geração de reserva. Em Reddy et al. (2016), o *Binary Fireworks Algorithm* (BFWA) é proposto para resolver o PBUC considerando a venda de energia no mercado do Dia Seguinte e Mercado de Reserva de Capacidade.

Em Reddy et al. (2018), uma variante binária do algoritmo *Sine Cosine Algorithm* (SCA) é usada para resolver o problema PBUC. Os autores utilizaram as funções de transferência tangente hiperbólica, sigmoide, sigmoide modificada e arco tangente. Em Reddy K et al. (2019) e Reddy et al. (2019), uma variante binária do *Whale Optimization Algorithm* (WOA) e uma variante binária do *Grey Wolf Optimizer* (GWO) foram usadas para resolver o problema PBUC, respectivamente. Em Nandi and Kamboj (2020), *Intensify Harris Hawks Optimizer* (IHHO) é usado para resolver o PBUC considerando o impacto de veículos elétricos a bateria, veículos elétricos híbridos e veículos elétricos plug-in. Em Dhaliwal and Dhillon (2019), os autores propuseram o algoritmo *Memetic Binary Differential Evolution* (MBDE) para resolver o PBUC. Além disso, é proposta uma nova estratégia de comprometimento de unidades com base em uma lista prioritária de unidades e lucro total, e também é apresentado um algoritmo simples baseado no método de prioridade para alocar a potência das unidades comprometidas.

Os métodos híbridos combinam duas ou mais das técnicas acima mencionadas para uma melhor qualidade da solução em termos de tempo computacional e qualidade da solução Abdi (2021). Um dos primeiros métodos híbridos propostos para resolver PBUC é encontrado em Yamin and Shahidehpour (2004). O artigo apresentou um modelo híbrido entre Relaxação Lagrangeana e AG para resolver o problema de comprometimento unitário, com o AG sendo usado para atualizar os Multiplicadores de Lagrange. Desde então, a hibridização da técnica clássica de otimização LR e técnicas meta-heurísticas tornou-se popular ao longo dos anos para a solução PBUC. Como exemplo, pode-se citar um modelo híbrido entre: LR e *Evolutionary Programming* (EP) (Yamin, 2004); LR e *Ant Colony Optimization* (ACO) (Bavafa et al., 2008); LR e PSO (Devi and Rajan, 2009); Algoritmo LR e *Firefly Algorithm* (FA) (Rampriya et al., 2010); LR e *Artificial Bee Colony* (ABC)

(Kumar et al., 2013). A literatura especializada também apresenta métodos híbridos entre meta-heurísticas para resolução do PBUC, por exemplo: modelo híbrido entre *Artificial Immune System* (AIS) e AG (Lakshmi and Vasantharathna, 2013); *Cuckoo Search* (CS) com GWO (Hooda et al., 2020); e *Harris Hawks Optimization* (HHO) com SCA e *Slime Mould Algorithm* (SMA) (Nandi et al., 2022).

1.2.2 Revisão Sobre Planejamento da Expansão da Transmissão Com Características de Mercados de Eletricidade

As técnicas de solução do problema PET são baseadas em métodos de otimização clássicos, como Programação Linear (PL) (Wang et al., 2015), Programação não-Linear (PNL) (Al-Hamouz and Al-Faraj, 2003), Programação Linear Inteiro-Mista (PLIM) (Loureiro et al., 2018) e Decomposição de Benders (DB) (Zhang and Conejo, 2017), além de métodos baseados na evolução gradual da solução, chamados de métodos não-clássicos, como as técnicas heurísticas (Poubel et al., 2017) e meta-heurísticas (Ghadimi et al., 2022). Com o aumento de restrições não-lineares no modelo do PET e com alta penetração de incertezas oriundas de fontes de geração de energia renováveis, os métodos baseados em meta-heurísticas estão sendo mais adequadas para solucionar o problema de PET, conforme apresentado em (Lumbreras et al., 2021).

Métodos de PET que consideram características dos mercados de energia são comumente tratados por uma estrutura de otimização de dois níveis, onde o primeiro nível geralmente busca minimizar os custos de investimento em novos reforços e o segundo é geralmente realizado para obter o financiamento e impactos de segurança considerando as regras de mercado (Gomes and Saraiva, 2019).

Em De La Torre et al. (2008) é formulado um problema PLIM para o PET estático de longo prazo considerando um mercado *pool* de energia. O problema busca o plano de expansão ideal que maximize o *social-welfare* agregado aos cenários referentes às demandas futuras do sistema, modelados como lances de demanda (*bids*) em um mercado baseado em *pool*. Os autores consideram que o planejamento da rede é realizado por uma única entidade, o operador da transmissão, que busca uma compensação anual do custo de investimento total com a expansão da transmissão pelo valor do *social-welfare* anual agregado dos cenários.

Uma formulação de dois níveis (*bilevel*) é apresentada em Garcés et al. (2009), onde o nível superior busca planos de expansão econômicos que maximizem o *social-welfare* médio sobre todos os cenários considerados, e o nível inferior representa a compensação do mercado em pool de cada cenário levando em consideração as decisões de investimento do nível superior. Os cenários considerados incluem casos com contingências de linhas e casos em que a maior demanda está localizada em diferentes barras. De maneira semelhante a De La Torre et al. (2008), a comparação econômica entre o custo de investimento com a

expansão e o *social-welfare* é realizada no horizonte de um ano. Para resolver o problema, os autores reformulam o modelo de dois níveis utilizando da teoria da dualidade, o que resulta em um problema PLIM.

Em Zhang et al. (2017), os autores apresentam o problema de PET baseado em um modelo de otimização de dois níveis sob alta penetração de energia eólica. Além de investimento com construção de linha, os autores consideram investimentos com a integração de *Phase Shifting Transformer* (PST) no sistema. Foi adotado o modelo estático de planejamento, sendo que o objetivo do problema de nível superior consiste em minimizar o custo de investimento em novas linhas e PST, enquanto os problemas de nível inferior representam uma série de condições de compensação de mercado sob diferentes cenários de demanda e geração eólica. Este modelo de dois níveis é transformado numa programação linear inteiro mista de um único nível no qual cada problema de nível inferior é substituído por sua formulação primal-dual correspondente.

Em Dvorkin et al. (2017) foi proposto um método de três níveis para co-otimizar o armazenamento eletroquímico comercial (*storage*), determinando a localização e dimensionamento dos dispositivos de armazenamento de energia, tendo em vista o planejamento da expansão da transmissão e características de mercado. O modelo visa o interesse financeiro do comerciante de armazenando, e pressupõe que o mesmo possui informações a respeito dos planos candidatos a expansão da rede transmissão. No nível superior maximiza a diferença entre o lucro operacional de armazenamento esperado e o custo de investimento do armazenamento. O nível médio minimiza o custo de investimento com a expansão da transmissão e o custo operacional esperado do sistema, já no nível inferior maximiza o *social-welfare*, ou seja, simula a compensação de mercado. Este modelo proposto é reformulado como um equivalente de dois níveis resolvido via algoritmo *column-and-constraint generation*.

1.3 OBJETIVO

Este trabalho apresenta contribuições referentes aos problema de *Profit-based Unit Commitment*, e Planejamento da Expansão da Transmissão inserido em um Mercado Atacadista de Eletricidade, conforme descrito a seguir:

Este trabalho apresenta contribuições relacionadas aos problemas de *Profit-based Unit Commitment* e Planejamento da Expansão da Transmissão em um Mercado Atacadista de Eletricidade, conforme descrito a seguir:

- Aprimorar a eficiência do Algoritmo Genético (AG) na resolução do problema *Profit-Based Unit Commitment* (PBUC) levando em conta uma empresa geradora que busca maximizar seu lucro com a venda de energia no Mercado do Dia Seguinte e de reserva operativa no Mercado de Capacidade de Reserva. Para alcançar esse objetivo, foram

realizadas modificações no AG. Essas modificações incluem o uso dos Operadores Especiais *Swap Window Operator* e *Window Mutation Operator*, propostos por Kazarlis et al. (1996), em conjunto com uma heurística para corrigir soluções que violam às restrições de tempos mínimos de atividade e inatividade. O desempenho do AG, após as modificações, é comparado com outras meta-heurísticas adaptadas para lidar com variáveis binárias, sendo elas: *Grey Wolf Optimizer* (GWO), *Whale Optimization Algorithm* (WOA), *Nomadic People Optimizer* (NPO) e *Harris Hawks Optimization* (HHO).

- Desenvolver uma formulação estocástica do problema de Planejamento da Expansão da Transmissão (PET) em um Mercado Atacadista de Eletricidade, onde compradores e vendedores participam de leilões no mercado do Dia Seguinte. São considerados cenários que envolvem incertezas na geração de unidades eólicas e variações nos lances de demanda no mercado do Dia Seguinte. O objetivo dessa formulação é encontrar planos de expansão que sejam econômicos e, ao mesmo tempo, contribuam para a competitividade do mercado. Para alcançar esse objetivo, levamos em consideração as transações no mercado do Dia Seguinte e esperamos que os investimentos na expansão tragam um retorno positivo para o bem-estar econômico do mercado. Para solucionar o problema, é utilizada uma abordagem de otimização híbrida que combina a meta-heurística *Grey Wolf Optimization* (GWO) com programação linear.

1.4 RESULTADOS DA PESQUISA

Como desdobramentos diretos ou correlatos à pesquisa desenvolvida na presente dissertação, os seguintes resultados podem ser listados:

1.4.1 Artigos Publicados em Periódicos

- DE OLIVEIRA, Edimar J.; NEPOMUCENO, Lucas S.; DA SILVA, Gabriel S.; DA COSTA, Monique R.; DE PAULA, Arthur N.; and DE OLIVEIRA, Leonardo W. Congestion management based on linear programming with strict constraints. *Electrical Engineering*, p. 1-11, 2022.

1.4.2 Artigos Publicados em Congressos

- NEPOMUCENO, Lucas S.; DE OLIVEIRA, Edimar J.; DE PAULA, Arthur N.; DE OLIVEIRA, Leonardo W ; BELATI, Edmarcio A. Hibridização Colaborativa entre Meta-heurísticas Bio-inspiradas para Solução do Planejamento da Expansão da Transmissão. LIV Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional - SBPO 2022, Juiz de Fora, Brasil. 2022.

- NEPOMUCENO, Lucas S.; DE OLIVEIRA, Edimar J.; DE PAULA, Arthur N.; DA COSTA, Monique R.; DE OLIVEIRA, Leonardo W ; BELATI, Edmarcio A. Planejamento da Expansão da Transmissão Considerando Incertezas e Mercado de Energia. XXIV Congresso Brasileiro de Automática - CBA 2022, Fortaleza, Brasil. 2022.
- DA COSTA, Monique R.; DE OLIVEIRA, Edimar J.; DE PAULA, ARTHUR NEVES; NEPOMUCENO, Lucas S; DE OLIVEIRA, Leonardo W. Calculation of Spinning Reserve and Reinforcements in Transmission for Systems with High Penetration of Wind Generation. XIV Latin-american Congress On Electricity Generation And Transmission - CLAGTEE 2022, Rio de Janeiro - Brasil. 2022.
- NEPOMUCENO, Lucas S.; DA SILVA, Gabriel S.; DE OLIVEIRA, Edimar J.; DE PAULA, Arthur N.; and BELATI, Edmarcio A. The Nomadic People Optimizer applied to the economic dispatch problem with prohibited operating zones. XV Congresso Brasileiro de Inteligência Computacional - CBIC 2021, Joinville, Santa Catarina, Brasil. 2021.

1.4.3 Apresentações de Artigos e Participação no Congresso

- Participação como voluntário no 54^o Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional (SBPO), que ocorreu em Juiz de Fora, MG, Brasil, em novembro de 2022. As atividades desenvolvidas foram de apoio à realização das sessões técnicas e demais demandas organizacionais do evento.
- Trabalho Apresentado: NEPOMUCENO, Lucas S.; DE OLIVEIRA, Edimar J.; DE PAULA, Arthur N.; DE OLIVEIRA, Leonardo W ; BELATI, Edmarcio A. Hibridização Colaborativa entre Meta-heurísticas Bio-inspiradas para Solução do Planejamento da Expansão da Transmissão. LIV Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional - SBPO 2022, Juiz de Fora, Brasil. 2022.
- Trabalho Apresentado: NEPOMUCENO, Lucas S.; DA SILVA, Gabriel S.; DE OLIVEIRA, Edimar J.; DE PAULA, Arthur N.; and BELATI, Edmarcio A. The Nomadic People Optimizer applied to the economic dispatch problem with prohibited operating zones. XV Congresso Brasileiro de Inteligência Computacional - CBIC 2021, Joinville, Santa Catarina, Brasil. 2021.

1.5 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

Esta Dissertação está dividida em 5 capítulos, além deste primeiro capítulo e de um Apêndice. No Capítulo 2, será feita uma revisão sobre o processo de reestruturação e desregulamentação do setor elétrico, incluindo a criação de mercados competitivos.

No Capítulo 3, serão apresentados os conceitos básicos das técnicas de otimização meta-heurísticas, bem como um resumo dos métodos utilizados ao longo da dissertação, incluindo a proposta de modificação para o algoritmo genético.

No Capítulo 4, o problema do *Profit-Based Unit Commitment* será abordado, incluindo uma revisão da literatura, a metodologia adotada, simulações e resultados obtidos.

No Capítulo 5, será tratado o problema de planejamento da expansão da transmissão em um ambiente competitivo. Primeiro, será feita uma introdução aos novos desafios enfrentados pelo planejador da rede transmissão diante da competitividade do mercado de eletricidade. Em seguida, será apresentada a metodologia utilizada.

No Capítulo 6, serão apresentadas as principais conclusões do trabalho e propostas para continuidade da pesquisa.

O Apêndice A apresenta os dados utilizados no problema de *Profit-Based Unit Commitment*, e no problema de Planejamento da Expansão da Transmissão.

2 MERCADO DE ELETRICIDADE ATACADISTA

2.1 EVOLUÇÃO DO SETOR ELÉTRICO

No final do século XIX se deu início as atividades de geração, transmissão e distribuição de eletricidade. No primeiro momento, o setor elétrico era constituído por redes de baixa potência e extensão geográfica. A carga seguia padrões de consumo estáveis e a produção era controlável. Os avanços no processo de industrialização, junto ao surgimento de grandes centros urbanos, resultou no continuo aumento da demanda por eletricidade. Sendo assim, se fez necessário a expansão da malha de transmissão de energia elétrica para possibilitar a exploração de recursos energéticos cada vez mais distantes dos centros de consumo. Tal expansão permitiu aumentar a estabilidade das redes e elevar os índices de segurança na exploração dos recursos energéticos, além do desenvolvimento de interligações entre sistemas elétricos, antes isolados, dando origem a sistemas regionais de maior porte (Hunt, 2002)

Nesse sistemas, os consumidores eram cativos da entidade, estatal ou privada, que possuía o monopólio sobre o fornecimento de eletricidade na região onde esses consumidores estavam localizados (Kirschen and Strbac, 2018). A estrutura típica do setor elétrico era verticalmente integrada, ou seja, a geração de energia elétrica, sua transmissão das usinas geradoras até os centros de carga, e sua distribuição até os consumidores finais, eram de responsabilidade de uma única empresa, normalmente de caráter estatal. Entretanto, em algumas regiões os consumidores compravam eletricidade de uma única concessionária responsável apenas pela a distribuição e a venda de energia elétrica, enquanto a geração e transmissão era responsabilidade de outra entidade que detinha o monopólio em uma área geográfica mais ampla (Kirschen and Strbac, 2018). Nesse caso, não se tratava de uma exceção ao modelo verticalmente integrado, mas sim de uma integração vertical por contrato, uma variação à regra da integração vertical (Hunt, 2002).

A estrutura verticalmente integrada prevaleceu ao redor do mundo até o fim da década de 70 do século XX, quando problemas advindos da crise petrolífera, de deficit fiscais, instabilidade do sistema financeiro, elevadas taxas de juro e inflação alta, dentre outros, inibiu o investimento setorial e conseqüente a expansão das redes de transmissão e de distribuição, e na capacidade de geração de energia elétrica. Além disso, as inovações tecnológicas associadas às centrais elétricas de ciclo combinado, sistemas de automação e telecomunicações, junto à crescente preocupação com o meio ambiente, promoveram uma maior denegação do modelo verticalmente integrado (Gonçalves, 2013). A consonância destes fatores promoveu a necessidade de uma reestruturação do setor elétrico (Campos et al., 2021).

O termo "reestruturação do setor elétrico" diz respeito a uma série de reformas regulatórias e institucionais que resultam na decomposição do setor verticalmente inte-

grada em empresas de geração, transmissão, distribuição, regulamentação e operação do sistema. Dentre os objetivos da reestruturação pode-se citar a criação de competitividade, a prevenção de comportamentos discriminatórios, e a consolidação do sistema de transmissão em uma ampla região (Hunt, 2002). A reestruturação tem sido acompanhada pela privatização de alguns ou todos os componentes do setor. A competitividade no setor elétrico ocorre na produção de energia elétrica e na sua comercialização, enquanto a rede de transmissão e a rede de distribuição são consideradas monopólios naturais (Hunt, 2002). A desregulamentação do setor elétrico refere-se a remoção ou redução das regulamentações governamentais que impedem a livre concorrência no setor. A desregulamentação busca aumentar a eficiência econômica através da concorrência entre as empresas privadas (Hunt, 2002).

Historicamente, o Chile foi o país pioneiro no processo de reestruturação do setor elétrico. Em 1982, foram promulgadas leis referentes ao setor elétrico que separaram as atividades de geração, transmissão e distribuição de energia elétrica. Além de privatizações e outras regulamentações, foi criado um mercado de geração baseado em contratos, onde as distribuidoras poderiam comprar energia e capacidade das empresas de geração independentes por meio de contratos regulados no horizonte de longo prazo e revender a energia adquirida aos clientes residenciais e comerciais Galetovic and Muñoz (2011). O modelo implementado no Chile foi bem-sucedido na promoção da transparência e racionalidade na tarifação do setor, entretanto, a eficiência e competitividade no mercado foi ameaçada por empresas de geração de grande porte. Em seguida, a Argentina reestruturou o seu setor elétrico tendo em vista a experiência do Chile, impondo restrições ao foco do mercado e aumentando a confiabilidade de seu sistema de energia.

Na Europa, a Inglaterra e o País de Gales foram os primeiros países a iniciar a reestruturação e privatização do setor elétrico. A promulgação do *Electricity Act* de 1989 extinguiu o monopólio estatal da indústria britânica de fornecimento de eletricidade (*Central Electricity Generating Board*), dividindo-a em quatro empresas: *PowerGen*, *National Power*, *Nuclear Electric*, e *National Grid Company*, sendo essa última a responsável por gerenciar e operar a rede elétrica nacional do Reino Unido. Além disso, o *Electricity Act* também instituiu o órgão regulador *Office of Gas and Electricity Markets*, permitindo a implementação de um mercado competitivo no setor elétrico.

Em 1992 o *Energy Policy Act* foi aprovado nos Estados Unidos da América, no qual se cria uma estrutura legal para o surgimento de mercados atacadistas de energia em vários estados. Esta lei foi uma das primeiras a promover a desregulamentação do setor elétrico nos Estados Unidos, ao permitir que empresas competissem no mercado de energia elétrica, antes dominado por monopólios estatais. Desde então, a reestruturação e desregulamentação do setor elétrico vem sendo estabelecida ao redor do globo. Ao longo da década de 1990, surgiram vários mercados eletricidade cada vez mais competitivos, no Peru em 1993, Bolívia e Colômbia em 1994 (Viana, 2018).

2.2 CONTEXTO HISTÓRICO DO MERCADO DE ELETRICIDADE NO BRASIL

O início do processo de reestruturação do Setor Elétrico Brasileiro (SEB) teve início na década de 1990. Até então, o setor de energia elétrica no Brasil era monopolizado pela empresa estatal Eletrobras (Centrais Elétricas Brasileiras S.A.), que era responsável por todas as atividades relacionadas à geração, transmissão e distribuição de energia elétrica no país (Campos et al., 2021).

A reestruturação do SEB foi motivada pela necessidade de atrair investimentos do setor privado, visando ampliar a capacidade de geração de energia elétrica. Na década de 1980, havia uma preocupação quanto ao esgotamento da capacidade do Estado de investir na infraestrutura necessária para suprir o aumento da demanda por energia. Além disso, a reestruturação buscava assegurar a eficiência econômica do setor elétrico através do uso apropriado dos recursos disponíveis e, assim, garantir o suprimento confiável de energia elétrica ao menor custo possível (Mayo, 2021; Campos et al., 2021).

Em 1993 teve início o processo de reestruturação do setor elétrico brasileiro com promulgação da Lei nº 8.631/1993, que extinguiu a equalização tarifária entre as regiões brasileiras, flexibilizou a prestação do serviço, estabeleceu a assinatura obrigatória dos contratos de suprimentos e permitiu o início da reorganização financeira do sistema elétrico brasileiro (Campos et al., 2021; Viana, 2018). Posteriormente, foram promulgadas as Leis nº 8.987/1995 e nº 9074/1995 que juntas criaram o contexto para a competição nos serviços públicos de energia elétrica Mayo (2021). A lei 8.987/1995 dispõe sobre o regime de concorrência na licitação de concessões para projetos de geração, distribuição e transmissão de energia elétrica, enquanto a Lei nº 9074/1995 instituiu a figura do Produtor Independente de Energia e do Consumidor Livre (Viana, 2018). Após a publicação dessas leis, e ainda em 1995, iniciou-se o processo de privatização, começando com as distribuidoras de energia. A Agência Nacional de Energia Elétrica foi criada em 1996 pela Lei nº 9.427/1996, herdando a estrutura do Departamento Nacional de Águas e Energia Elétrica (DNAEE) (Viana, 2018).

Em 1998 foram publicados a Lei nº 9.648 e o Decreto nº 2.655, os quais criaram o arcabouço legal e regulatório do mercado atacadista com a criação do Mercado Atacadista de Energia brasileiro (MAE), além da definição das regras de organização do Operador Nacional do Sistema (ONS). As bases do novo modelo foram definidas pelo Projeto de Reestruturação do Setor Elétrico Brasileiro (Projeto Re-Seb) (Rockmann, 2019). A criação do MAE visava possibilitar a concorrência na geração e comercialização de energia, mantendo a transmissão e distribuição como serviços regulados. Novos atores surgiram, incluindo comercializadores, corretores, produtores independentes e consumidores livres. A comercialização era feita no curto prazo e o despacho era definido centralmente pelo Operador Nacional do Sistema (ONS). Nessa época, a matriz elétrica era composta principalmente por usinas hidroelétricas com grandes reservatórios de regularização plurianual e,

de maneira complementar, por usinas termoeletricas convencionais e nucleares. Portanto, os preços no MAE eram altamente voláteis devido às tendências hidrológicas, o que desencorajou a entrada de empresas privadas no setor Campos et al. (2021). A falta de investimentos significativos na capacidade de geração de energia elétrica nas décadas de 1980 e 1990, bem como a gestão inadequada do sistema elétrico de potência frente a crise hídrica do ano 2000, resultou no racionamento de energia elétrica que ocorreu entre junho de 2001 e fevereiro de 2002. Esse evento mostrou a necessidade de mudanças radicais no modelo do SEB (Viana, 2018).

Em 2004, iniciou-se a segunda reforma institucional do setor elétrico brasileiro, com a criação da Lei nº 10.848/2004 e o Decreto nº 5.163/2004. Essa reforma estabeleceu as novas bases para a comercialização de energia elétrica no país. A Lei nº 10.848/2004 estabelece regras que priorizavam a contratação regulada de energia, cujos valores de compra são definidos para períodos de suprimento pré-estabelecidos, por intermédio de licitações, na modalidade de leilões de compra provenientes de empreendimentos de geração existente e de novos empreendimentos (Rockmann, 2019). Enquanto o Decreto nº 5.163/2004 detalha as regras gerais de negociação, os ambientes de contratação regulada e de contratação livre, os leilões de energia provenientes de empreendimentos existentes e de novos empreendimentos, o processo de outorga de concessões e de autorizações inerentes ao setor, e o repasse dos valores de compra de energia às tarifas dos consumidores finais (Rockmann, 2019).

Como parte da reforma, foram criadas três instituições: a Empresa de Pesquisa Energética (EPE), responsável pelo planejamento a longo prazo do setor elétrico; o Comitê de Monitoramento do Setor Elétrico (CMSE), para avaliar continuamente a segurança do suprimento de energia no país; e a Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE), uma associação sem fins lucrativos responsável pela medição da energia, liquidação financeira dos contratos de compra e venda no mercado de curto prazo, dando continuidade às atividades do antigo MAE, e promover leilões de energia, dando continuidade às atividades do antigo MAE (Mercado Atacadista de Energia Elétrica) (Rockmann, 2019). O setor elétrico brasileiro opera como um *Tight Pool*, onde os recursos de geração e transmissão são operados de maneira centralizada pelo ONS, com base no custo total mínimo de operação, chamado de Custo Marginal de Operação (CMO)

Nesse novo modelo do setor elétrico brasileiro, a comercialização de energia é realizada em dois ambientes de mercados distintos: Ambiente de Contratação Regulada (ACR) e Ambiente de Contratação Livre (ACL).

O ACR é destinado ao atendimento dos consumidores cativos às concessionárias de distribuição de sua localidade. As distribuidoras possuem a obrigação de garantir o atendimento total de seus consumidores cativos. As distribuidoras adquirem energia elétrica através de contratos reguladas e de longo prazo, com os agentes vendedores

(Geradores de Serviço Público, Auto-produtores e Produtores Independentes) através de leilões de compra e venda de energia elétrica, realizado pelo governo. Esses leilões são unilaterais, onde apenas os agentes vendedores podem fazer lances a um único comprador, e a energia é adquirida pelo menor preço (Mayo, 2021). Nesse ambiente é realizada a compra de energia elétrica destinada à expansão da geração do sistema elétrico brasileiro.

No ACL, também chamado de Mercado Livre de Energia, a contratação é feita por meio de contratos bilaterais, cujas condições são livremente negociadas entre as empresas de geração, comercializadoras, consumidores livres, e importadores e exportadores de energia. Os consumidores livres são aqueles que optam por adquirir energia elétrica de fornecedores distintos da distribuidora local (Mayo, 2021).

2.3 MODELOS ESTRUTURAIS DOS MERCADOS DE ELETRICIDADE

Os modelos estruturais dos ME dizem respeito às regras ou padrões organizacionais que regem a sua operação. Os modelos se diferenciam principalmente em relação aos tipos de empresas e organizações que participam do mercado (Kirschen and Strbac, 2018).

2.3.1 Monopólio Verticalmente Integrado

Esse modelo se caracteriza por possuir um monopólio que integra todos os processos necessários para o fornecimento de energia elétrica, como a construção de usinas geradoras, linhas de transmissão e redes de distribuição, e a operação desses ativos Kirschen and Strbac (2018). Sendo assim, não há competição em nenhum segmento do setor. A integração dos processos visa a obtenção de ganhos sinérgicos entre todos os componentes, e, assim, facilitar o controle do produto energético. Geralmente a empresa monopolista é estatal, e caso seja privada, ocorre uma forte regulamentação nos preços, nível de investimento e qualidade dos serviços Viana (2018). Esse modelo, também chamado de Modelo Tradicional, foi predominante por praticamente todo o século XX, sendo ainda presente em países da América Latina, Ásia e África. Atualmente o monopólio verticalmente integrado é um modelo difícil de ser sustentado pois demanda níveis altos de investimento para suportar as altas taxas de crescimento da demanda por eletricidade Viana (2018).

2.3.2 Comprador Único

Esse modelo surgiu por meio da lei *Public Utility Regulatory Policies Act*, aprovada pelo Congresso dos Estados Unidos da América em novembro de 1978 Hunt (2002). O objetivo da lei era atrair novos investimentos para o setor de energia elétrica e promover um uso mais racional dos recursos, especialmente após a crise que o país estava enfrentando no setor energético, fruto do choque dos preços do petróleo, ocorrido em 1973 Viana (2018).

No modelo Comprador Único, é introduzida a competição na contratação de nova capacidade de geração por meio de leilões ou chamadas públicas. Em outras palavras, as empresas de geração independente competem pelo direito de construção e operação de novas usinas Hunt (2002). Uma única instituição, geralmente estatal, tem a responsabilidade quase exclusiva pela compra de energia de todas as empresas de geração independente, e por sua revenda às concessionárias de distribuição Mayo (2021). Esta instituição, o "Comprador Único", também é responsável pela definição dos requisitos de capacidade e pela escolha da tecnologia de geração através da sua inclusão no edital de concorrência para a aquisição de nova capacidade de energia Mayo (2021). Os contratos tendem ser de longo prazo, geralmente do tamanho da vida útil da estação geradora Hunt (2002).

2.3.3 Mercado Atacadista

O termo "atacadista" se refere à transação entre as empresas geradoras de energia elétrica, distribuidoras, comercializadoras (empresa que compra e revende energia elétrica, mas não possui instalações geradoras) e consumidores livres. O setor de geração é totalmente competitivo, sendo assim, a compra de energia elétrica é permitida não somente pelas distribuidoras, mas também pelas comercializadoras e grandes consumidores (consumidores livres). Além disso, é retirada qualquer regulação por custo do serviço e nos preços na comercialização de energia elétrica. Os monopólios naturais, transmissão e distribuição, continuam com tarifas reguladas (Viana, 2018).

2.3.4 Mercado Varejista

O Mercado Varejista apresenta uma estrutura totalmente liberalizada, onde não existe qualquer tipo de monopólio, ou seja, todos os consumidores podem escolher livremente os seus fornecedores de energia, e de maneira análoga, todas as Empresas de Geração podem vender sua energia diretamente a quaisquer consumidores finais, distribuidoras, e comercializadoras (Hunt, 2002).

2.4 AGENTES DOS MERCADOS DE ELETRICIDADE

Os principais agentes necessários para a viabilização de um Mercado de Eletricidade são definidos como agentes participantes (empresas de distribuição, grandes consumidores, comercializadores e empresas de geração) e agentes institucionais (operador de mercado, operador independente do sistema e o regulador do mercado) (Shahidehpour et al., 2003; Conejo et al., 2010). A seguir há uma breve descrição desses agentes.

Empresas de Distribuição: são os agentes responsáveis por distribuir eletricidade, através de suas instalações, para os seus clientes em uma determinada região geográfica. Possuem o monopólio da venda de energia a todos os consumidores ligados à sua rede, e participam como compradoras nos Mercados Atacadista de Eletricidade.

Empresas de Geração: são os agentes proprietários de unidades de geração de energia elétrica, como hidrelétricas e termelétricas. Produzem energia para negociações nos ME. Além disso, eles também podem oferecer serviços complementares, como regulação, controle de tensão e reserva de potência, para garantir a qualidade e a confiabilidade na operação do sistema.

Comercializadoras: são os agentes que visam obter lucro com a comercialização da energia, comprando e vendendo energia de outros comercializadores, empresas de geração e empresas de distribuição.

Operador Independente do Sistema: é o agente repensável por gerir o mercado de forma imparcial e eficiente, mantendo equilíbrio e manutenção da estabilidade física da geração e consumo, bem como a operação confiável do sistema de transmissão. Como o próprio nome sugere, o Operador Independente do Sistema, *Independent System Operator* (ISO), precisa ser institucionalmente independente de todos participantes do mercado. O ISO tem autoridade para confirmar e despachar alguns ou todos os recursos energéticos e reduzir cargas para manter a segurança do sistema, ou seja, remover violações de transmissão, equilibrar oferta e demanda e manter a frequência operacional do sistema em patamar aceitável. Além disso, o ISO deve fornecer acesso aberto e não discriminatório a todos os usuários do sistema de transmissão Shahidehpour et al. (2003).

Operador de Mercado: é agente responsável responsável pela contabilização, liquidação financeira e fiscalização das transações realizadas no mercado, tendo a função de administrar as regras do mercado e definir os preços e quantidade de energia comercializada (Shahidehpour et al., 2003).

Regulador de Mercado: é normalmente uma autarquia independente do governo, cuja função é regulamentar e supervisionar o mercado e seus agentes de forma a garantir seu funcionamento adequado e competitivo (Shahidehpour et al., 2003).

2.5 MECANISMOS PARA COMERCIALIZAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA

O mercado de eletricidade é um ambiente dinâmico e competitivo para a compra e venda de energia elétrica e seus serviços. A contratação pode ser feita de forma física ou financeira, no horizonte de curto e longo prazo. A contratação física de energia elétrica envolve a geração e entrega da eletricidade, enquanto a contratação financeira tem como objetivo principal mitigar a volatilidade de preços da energia e seus derivados (Mayo, 2021).

As transações de energia elétrica apresentam desafios únicos em comparação a outras commodities. Isto devido à natureza da eletricidade, que precisa ser disponibilizada instantaneamente e sem interrupções, além de possuir barreiras técnicas e econômicas para o seu armazenamento em grandes quantidades. A complexidade técnica dos sistemas

interligados de eletricidade também influencia as transações. Por essas razões, é comum que regiões ou países tenham modelos competitivos que abrangem diferentes tipos de mercado de energia elétrica, negociando uma ampla variedade de produtos, incluindo energia elétrica e serviços ancilares, com prazos e modos de contratação variados Mayo (2021).

Nos Mercados Atacadistas de Eletricidade (MAE), existem duas vertentes quanto aos modelos de despacho de geração e formação do preço da energia, sendo eles: Mercado de Contratação em *Pool* Obrigatório, que se subdivide em *Tight Pool* e *Loose Pool*, e Mercado de Contratação Bilateral (Viana, 2018).

2.5.1 Pool Obrigatório

Segundo Mayo (2021), um "pool" de energia é formado por duas ou mais redes elétricas interligadas, que juntam seus recursos para garantir a suprimento de energia de maneira mais confiável e eficiente para o atendimento da demanda.

No modelo de *Pool* Obrigatório, as usinas elétricas são objeto de uma avaliação centralizada quanto à sua contabilização e liquidação financeira. Somente mediante autorização ou solicitação direta proveniente do mecanismo central, controlado pelo operador, é que o despacho das usinas é permitido Viana (2018).

No modelo de despacho *Tight Pool*, o Operador do Mercado ou o Operador Independente do Sistema, definem o despacho de geração de forma centralizada, independentemente de qualquer contrato, com o objetivo de minimizar os custos de operação do sistema. As empresas de geração possuem nenhuma ou pouca influência na decisão de despacho de suas unidades, sendo assim, os contratos assinados entre os geradores e compradores são contratos financeiros que não envolvem despacho físico de energia elétrica (Viana, 2018). O preço da energia é definido com base no custo marginal de operação, que reflete o acréscimo no custo de operação do sistema devido ao aumento marginal da demanda, sendo assim, é possível dizer que o modelo *Tight Pool* é baseado em custo. Este modelo de despacho é amplamente implementado em países da América Latina, como no Brasil e Chile (Campos et al., 2021).

Em comparação com o modelo *Tight Pool*, o modelo *Loose Pool* tem contratos que determinam a operação do sistema, permitindo que as Empresas de Geração tenham um papel ativo na decisão da operação e busquem maximizar suas receitas. Neste modelo, as quantidades de energia e seus respectivos preços são oferecidos pelos geradores, formando a curva de oferta de energia do sistema, enquanto os consumidores fazem propostas de preço para diferentes níveis de consumo, formando a curva de demanda de energia. O preço da energia e quais agentes serão atendidos são determinados pela interseção das curvas de demanda e oferta. Este modelo é exemplificado em países como Noruega, Itália e Colômbia (Viana, 2018).

Quanto à formação de preços, os mercados *Tight Pool* e *Loose Pool* apresentam diferenças importantes. No *Tight Pool*, o preço é estabelecido pela negociação entre a oferta e a demanda, com a operadora tendo papel regulatório e definindo a programação de geração. Já no *Loose Pool*, o preço é estabelecido pela interação direta entre a oferta e a demanda, sem intervenção direta da operadora.

2.5.1.1 Bolsas de Energia Elétrica

As Bolsas de Energia Elétrica, também conhecidas como *Power Exchanges (PX)*, são plataformas neutras para negociação de produtos relacionados à energia elétrica. Essas bolsas funcionam como uma plataforma on-line, na qual participantes do mercado apresentam suas ofertas para venda ou compra de energia elétrica e serviços.

As PX desempenham um papel importante na gestão eficiente do mercado de energia, permitindo que as transações ocorram de maneira transparente e baseada em eficiência. Elas não são mercados em si, mas sim plataformas que viabilizam o funcionamento de diversos mercados. Para que uma PX possa operar de maneira adequada, é necessária a sincronização entre o Operador Independente do Sistema e a própria PX. O Operador Independente do Sistema é responsável por fornecer a autorização técnica necessária para as transações de energia na rede de transmissão. Alguns dos principais PX do mundo incluem *Nord Pool*, *European Power Exchange Spot*, *Japan Electric Power Exchange*, *Italian Power Exchange* e *Indian Energy Exchange* (Shah and Chatterjee, 2020).

A PX permite a negociação de diversos mercados, com diferentes horizontes temporais, e que interagem entre si sendo eles:

Mercados Financeiros de Futuro e Derivativos: contratos de energia de longo prazo (semanas-anos), onde não se tem a entrega física da energia. Esse mercado é utilizado por participantes que buscam mitigar os riscos da variação de preço (Mayo, 2021).

Mercados Físico de Energia de Curto Prazo: também conhecido como Mercado *Spot*, é composto pelo Mercado do Dia Seguinte, *Day-Ahead Marke (DAM)*, e Mercado de Ajuste, *Hour-Ahead*. Nesse tipo de mercado toda a demanda ainda não contratada pode ser contratada e todos os agentes participantes devem possuir a energia física assegurada para gerar ou consumir. O preço do Mercado *Spot* serve de referência para os outros mercados (Shah and Chatterjee, 2020).

O Mercado do Dia Seguinte tem o seu fechamento baseado no leilão, onde as ofertas de venda (*offers*) e os lances (*bids*) de demanda são submetidos no dia anterior à realização do despacho e os negócios são liquidados em intervalos predefinidos, estabelecendo um único preço de mercado (preço *spot*). Esse modelo permite ao operador do sistema atuar de modo a evitar congestionamentos e fornecer às geradoras a oportunidade de se programar diariamente, levando em consideração a disponibilidade, restrições e demanda prevista. É

importante observar que cada mercado possui suas características. Por exemplo, no Brasil, existe uma estrutura regulada em relação à operação do sistema (Shah and Chatterjee, 2020).

O Mercado de Ajuste abre depois do fechamento do Mercado do Dia Seguinte e fecha antes da entrega da energia negociada no Mercado do Dia Seguinte. Este mercado permite aos participantes ajustar as suas posições contratuais previamente estabelecidas e garantir o equilíbrio entre geração e demanda. Ele pode ser realizado por meio de leilões (Mayo, 2021).

Mercado de Balanceamento: também chamado de Mercado de Tempo Real, abre depois do fechamento do DAM e fecha antes da entrega da energia negociada no DAM. Este mercado permite aos participantes ajustar as suas posições contratuais previamente estabelecidas e garantir o equilíbrio entre geração e demanda. Ele pode ser realizado por meio de leilões (Mayo, 2021).

Mercados Ancilares: responsáveis pelo equilíbrio preciso da geração e demanda em tempo real, visando assegurar a confiabilidade do sistema elétrico. Os Mercados Ancilares incluem serviços de controle de frequência, suporte reativo para controle de tensão, *black-start*, reservas de contingência e capacidade de auto-restabelecimento (Mayo, 2021).

Mercado de Gestão de Congestionamento: como o nome sugere, é um mercado destinado à correção de congestionamento. Existem modelos mercadológicos e operacionais que alteram o padrão geração-carga (Mayo, 2021).

Mercado de Capacidade de Reserva: como indica o nome, este mercado é destinado a obter a margem de reserva operacional (Mayo, 2021).

2.5.2 Mercados de Contratação Bilateral

No despacho bilateral, os agentes do mercado estabelecem contratos de compra e venda de energia elétrica visando a realização de transações físicas de energia. O Operador Independente do Sistema, ou Operador do Mercado, é encarregado de fechar o balanço entre oferta e demanda, fazendo mínimas modificações, como o despacho de usinas adicionais e intervenções na operação em tempo real, nos contratos já fixados. Os geradores podem comprar e vender energia e decidem sobre o despacho de suas próprias unidades geradoras. Esse regime se aplica aos modelos de contratos bilaterais (Viana, 2018).

2.6 LEILÕES

Os mercados de energia são geralmente organizados em torno de um ou mais leilões. O objetivo principal dos leilões é garantir a transparência e a confiabilidade no processo de formação de preços, proporcionando condições justas e equitativas para todas

as partes envolvidas (Mayo, 2021). Os leilões são realizados com base em diferentes tipos de contratos, como contratos de curto, médio ou longo prazo. Além disso, os leilões podem ter participação unilateral ou bilateral.

Leilão com participação unilateral: nesse modelo de leilão, a competição ocorre apenas entre as geradoras. As empresas de geração submetem suas ofertas através de lances de preço e quantidade do produto. Os lances de ofertas são agregados em uma curva em ordem ascendente de preço, chamada de curva das ofertas. A demanda prevista é definida por um valor fixo pelo operador do mercado. Sendo assim, a curva da demanda é uma reta vertical no valor da carga prevista (Mayo, 2021).

A interseção das curvas de oferta e demanda define o preço de equilíbrio de mercado, chamado de "preço marginal" (*marginal price*). Esse preço representa o custo marginal da unidade geradora que fornece o último incremento demandado de energia elétrica, e todos os geradores vencedores são pagos por esse preço uniforme (Mayo, 2021). A Figura 1 apresenta um exemplo do fechamento desse modelo de leilão.

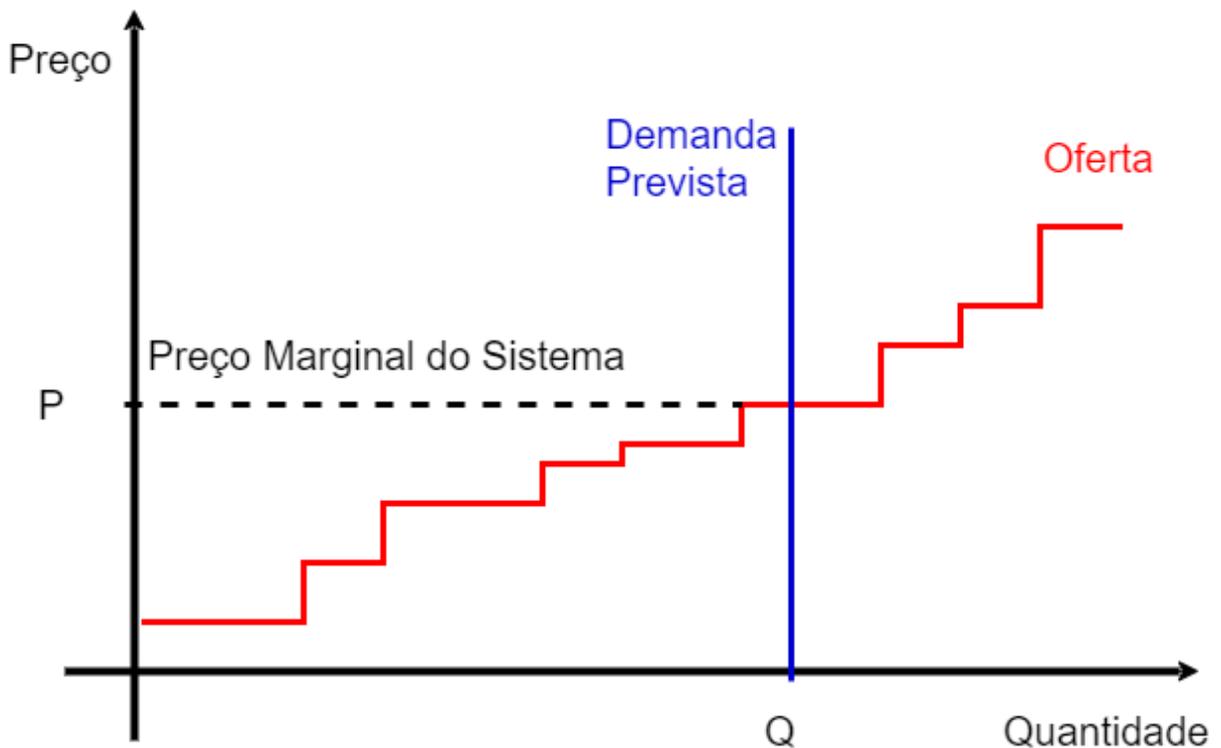


Figura 1 – Preço marginal do sistema em leilão com participação unilateral
Fonte: adaptado de Mayo (2021)

Leilão com participação bilateral: neste modelo, a competição ocorre tanto do lado da geração quanto do lado da demanda. Os agentes vendedores (empresas geradoras, comercializadoras) apresentam ofertas de uma determinada quantidade de energia a um preço específico, enquanto os agentes compradores (distribuidoras, comercializadoras, grandes consumidores) apresentam ofertas indicando a quantidade de energia desejada

e o preço que estão dispostos a pagar por ela. Na literatura especializada em inglês, as ofertas dos vendedores são chamadas de "offers", enquanto as ofertas dos compradores são chamadas de "bids".

As ofertas dos vendedores são ordenadas de acordo com os preços, criando a curva de oferta, enquanto as ofertas dos compradores são ordenados de acordo com os preços decrescentes, formando a curva de demanda (Mayo, 2021). O equilíbrio do mercado é determinado pela interseção dessas duas curvas, e o seu valor é conhecido como preço de fechamento do mercado ou "market clearing price". Este representa o preço de cada MWh adicional de energia. Assim, todas as ofertas com preços iguais ou menores ao preço de fechamento são atendidas e todos os lances com preços iguais ou maiores ao preço de fechamento também são atendidos. Independentemente dos preços dos lances e ofertas atendidos, os agentes vendedores atendidos recebem o preço de fechamento do mercado por cada MWh produzido e os agentes compradores pagam o preço de fechamento do mercado por cada MWh consumido (Hunt, 2002). Este tipo de leilão é comumente adotado nas Bolsas de Energia Elétrica, *Power Wxchange*. A Figura 2 ilustra este modelo de leilão.

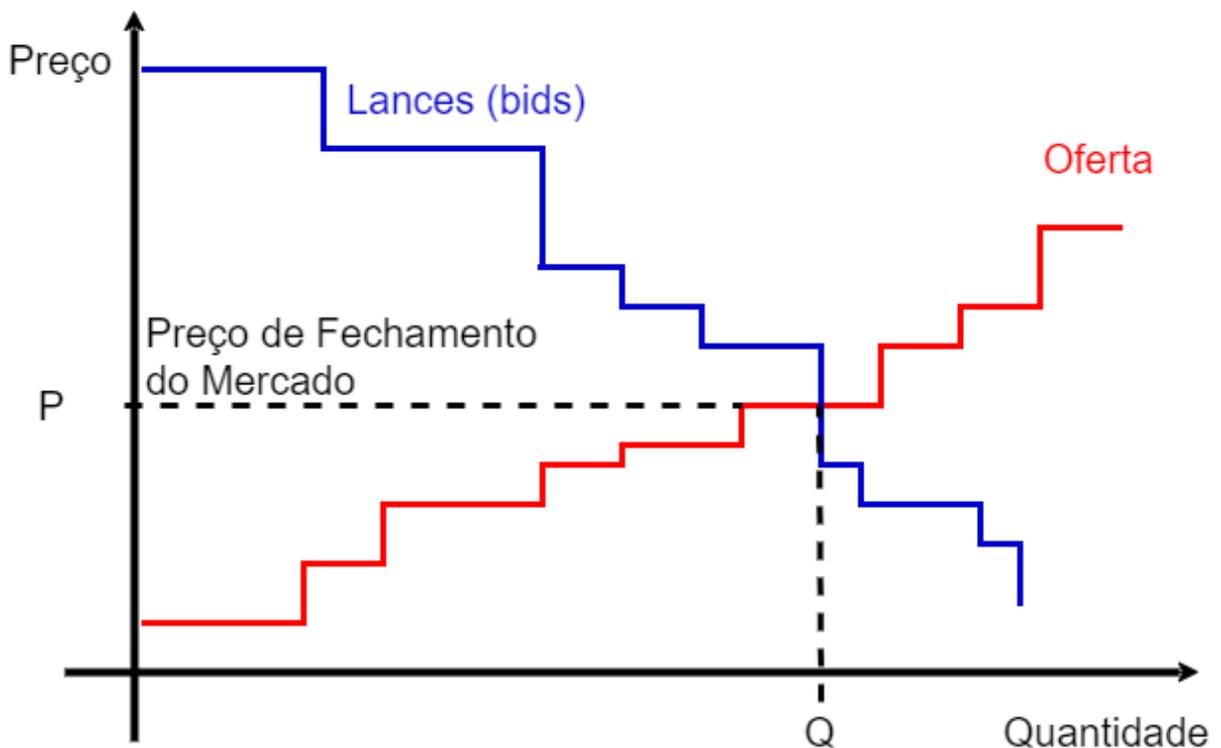


Figura 2 – Preço de fechamento do mercado em leilão com participação bilateral
Fonte: adaptado de Mayo (2021)

2.7 DESPACHO DO SISTEMA

Independente da escolha do modelo de mercado, o despacho do sistema elétrico pode ser centralizado ou descentralizado. O despacho centralizado se baseia numa autoridade central responsável pela operação do sistema e pelo despacho da geração, enquanto o

despacho descentralizado as empresas de geração possuem a responsabilidade pela realização do despacho de suas unidades.

2.7.1 Despacho Centralizado

Nos mercados centralizados de eletricidade, também conhecidos como *cooperative pool* (poolco), é o operador independente do sistema quem controla o despacho de cada unidade geradora e administra a rede de transmissão. A decisão de despacho é feita minimizando o custo total de operação, para atender à demanda em cada barra da rede, levando em conta as restrições da rede e das unidades geradoras. Esse modelo é similar às operações em uma empresa verticalmente integrada e herda alguns processos dos monopólios nacionais (Ahlqvist et al., 2022).

Esse despacho centralizado oferece importantes benefícios, como uma integração mais eficiente das unidades geradoras e da rede de transmissão. Esse modelo é comum nos Estados Unidos (Ahlqvist et al., 2022).

2.7.2 Despacho Descentralizado

Nos mercados europeus, a geração é descentralizada e permite que os produtores utilizem o autodespacho *self-dispatch* no mercado do Dia Seguinte. Isso significa que eles podem escolher como entregar a energia comprometida e até mesmo contratar outro produtor para fazê-lo. Esse acordo é conhecido como licitação baseada em portfólio.

Os mercados descentralizados reconhecem a importância de um operador de sistema com autoridade exclusiva para gerenciar o sistema de energia em tempo real, mas sua capacidade de intervir é frequentemente limitada ao agendamento da rede de transmissão. O objetivo é minimizar a influência monopolista do operador no mercado de energia elétrica Ahlqvist et al. (2022); Campos et al. (2021).

2.8 CONCLUSÕES

Este capítulo apresentou o processo de reestruturação e desregulamentação do setor elétrico, apresentou os modelos dos mercados de eletricidade, definiu as características que os diferenciam, apontou os agentes participantes, e, por fim, apresentou as principais formas de comercialização dos produtos relacionados de energia elétrica.

Nessa dissertação, o mercados de eletricidade com característica de despacho descentralizado será considerado na formulação do problema de *Profit-Based Unit Commitment*. Enquanto, no problema de PET será considerado um mercado com despacho centralizado.

3 META-HEURÍSTICAS E CONTRIBUIÇÕES PROPOSTAS

3.1 CONTEXTUALIZAÇÃO

A otimização tornou-se uma parte essencial nos sistemas industriais, empresariais e financeiros, sendo a principal ferramenta na tomada de decisão e na análise quantitativa do desempenho de um sistema. A otimização compreende uma ampla variedade de métodos, desde pesquisa operacional, inteligência artificial, ciência da computação e aprendizado de máquina, usados para melhorar os processos de negócios em praticamente todos os empreendimentos humanos e indústrias (Ezugwu et al., 2021). Otimizar consiste em buscar a maximização (ou minimização) de um certo objetivo. Os elementos básicos da formulação matemática de um problema de otimização são descritos a seguir:

- Variáveis de decisão: são as incógnitas que definem a solução do problema, podendo ser contínuas (reais) ou inteiras.
- Espaço de busca: é o conjunto de possíveis soluções sobre as variáveis de decisão, sendo delimitado pelas restrições.
- Restrições: são funções de igualdade ou desigualdade sobre as variáveis de decisão que limitam o espaço de soluções possíveis do problema de otimização.
- Função objetivo: é a função matemática que deve ser maximizada ou minimizada.
- Ótimo local: é um ponto máximo ou mínimo que ocorre em um subespaço do espaço de busca, mas não necessariamente é o menor valor em todo o domínio da função;
- Ótimo global: é o ponto do espaço de busca onde a função objetivo alcança o valor máximo ou mínimo.

Existem vários problemas de engenharia que não podem ser abordados por métodos determinísticos devido ao esforço matemático exigido para encontrar a solução, especialmente quando funções não diferenciáveis ou descontínuas estão envolvidas. Além disso, em alguns casos, a estrutura do espaço de busca pode ser desconhecida, exigindo uma abordagem específica para obter informações das próprias soluções. Nessas situações, o uso de meta-heurísticas é uma abordagem viável e eficaz (Yang, 2010).

3.2 MÉTODOS META-HEURÍSTICOS

As meta-heurísticas são técnicas estocásticas utilizados para solucionar problemas de otimização. Tais métodos não necessitam de derivadas no seu processo de busca. Portanto, as meta-heurísticas podem lidar com problemas não-convexos, não-lineares

e multimodais sujeitos à restrições lineares ou não-lineares, e com variáveis de decisão contínuas e/ou discretas (Chicco and Mazza, 2020).

Os métodos meta-heurísticos não requerem hipóteses sobre o problema de otimização nem qualquer tipo de conhecimento prévio sobre a Função Objetivo. A Função Objetivo é tratada como uma "caixa preta", sendo essa uma das características mais proeminentes e atraentes desses métodos (Abdel-Basset et al., 2018). Para a construção de padrões de busca, as meta-heurísticas usam regras heurísticas inspiradas em diferentes processos biológicos, naturais e sociais, que em algum nível de abstração podem ser representados como processos de otimização. Por serem métodos estocásticos, as meta-heurísticas utilizam mecanismos aleatórios para determinar a trajetória da estratégia de busca. Por causa disso, é difícil realizar técnicas analíticas para a análise de tais métodos e, sendo assim, a maioria de suas propriedades foi descoberta de maneira empírica (Abdel-Basset et al., 2018; Cuevas and Rodríguez, 2020).

Ao se utilizar uma técnica meta-heurística não se pode garantir a identificação da solução ótima global. Todavia, soluções de excelente qualidade podem ser encontradas a um custo computacional relativamente baixo (Abdel-Basset et al., 2018). Além disso, as meta-heurísticas são geralmente simples, fáceis de implementar e flexíveis em relação a modificação de suas estruturas e parâmetros (Abdel-Basset et al., 2018). Alguns conceitos fundamentais para a compreensão do funcionamento das meta-heurísticas são apresentados a seguir:

- **Aptidão:** é o valor que qualifica as soluções do problema, ou seja, de acordo com a Aptidão (*Fitness*), será definido se a solução é boa ou ruim.
- **População:** é um conjunto de possíveis solução para o problema, sendo comum a especificação de uma faixa de valores admissíveis para as soluções (limites inferior e superior).
- **Agente de Busca ou Indivíduo:** é uma possível solução pertencente a uma população. Em geral, estas soluções serão avaliadas pela Função Objetivo e atualizadas a cada iteração.
- **Iteração:** é a representação de cada repetição de um mesmo conjunto de instruções.
- **Critério de Parada:** é a condição para finalização do método.

A maioria das meta-heurísticas é inspirada em fenômenos da natureza ou biológicos, mas também existem métodos inspirados em processos químicos, físicos, matemáticos e atividades sociais humanas (Ezugwu et al., 2021). Ao longo dos anos, foram propostas diversas categorizações para as técnicas meta-heurísticas, baseadas em como os mecanismos de exploração e intensificação são utilizados ou na metáfora usada como fonte de inspiração

(Abdel-Basset et al., 2018). No entanto, quanto à categorização com base na metáfora usada como fonte de inspiração, ainda não há consenso sobre um sistema de classificação e os critérios necessários para estabelecê-lo (Abdel-Basset et al., 2018; Cuevas and Rodríguez, 2020; Stegherr et al., 2022).

Em Blum and Roli (2003), as meta-heurísticas foram divididas em duas categorias: Métodos Baseados em Trajetórias (*trajectory-based*) e Métodos Baseados em Populações (*population-based*). Essa categorização, apesar de ter sido proposta há duas décadas, é ainda capaz de abranger as meta-heurísticas que surgiram desde então, pois não se preocupa com a metáfora usada como inspiração na criação de uma meta-heurística

Um algoritmo Baseado em Trajetória começa inicialmente com um única solução e, a cada iteração, essa solução é atualizada, descrevendo uma trajetória no espaço de busca. Esses métodos também são chamados de Métodos baseados em uma Única Solução (*Single Solution Based*) (Gendreau and Potvin, 2005). As meta-heurísticas nesta categoria são mais orientadas para a intensificação, e seu uso pode levar ao aprisionamento em ótimos locais (Agrawal et al., 2021). Como exemplo de meta-heurísticas nesta categoria tem-se: *Simulated Annealing* (SA) (Kirkpatrick et al., 1983), *Greedy Randomized Adaptive Search Procedure* (GRASP) Feo and Resende (1995), *Tabu Search* (TS) (Glover, 1986), *Variable Neighborhood Search* (VNS) (Hansen and Mladenović, 1999).

Métodos Baseados em População lidam com um conjunto de soluções, ou seja, uma população. Esses métodos iniciam o seu processo de busca com a criação de uma população inicial, que pode ser gerada de maneira aleatória ou não. Em seguida, essa população será progressivamente aprimorada. A cada iteração, as melhores soluções recém-geradas substituem toda a população ou parte dela. Considerar várias soluções é benéfico para a exploração do espaço de busca, evitando aprisionamento em mínimos locais. Nesta categoria estão presente as meta-heurísticas: Algoritmo Genético (AG) (Holland, 1992), *Particle Swarm Optimization* (PSO) (Kennedy and Eberhart, 1995), *Ant Colony Optimization* (ACO) (Dorigo et al., 1996), *Harmony Search* (Geem et al., 2001) (HS), *League Championship Algorithm* (LCA) (Kashan, 2009), *Grey Wolf Optimizer* (GWO) (Mirjalili et al., 2014), *Whale Optimization Algorithm* (WOA) (Mirjalili and Lewis, 2016), *Harris Hawks Optimization* (HHO) (Heidari et al., 2019), *Nomadic People Optimizer* (NPO) (Salih and Alsewari, 2020).

A seguir serão apresentadas as meta-heurísticas utilizadas nesta dissertação.

3.2.1 Algoritmo Genético

O Algoritmo Genético, proposto em Holland (1992), é uma meta-heurística inspirada no princípio darwiniano da seleção natural. Uma de suas principais vantagens é a capacidade de lidar com problemas de alta dimensionalidade e complexidade, além de oferecer grande flexibilidade de modelagem. Seu funcionamento consiste em submeter

uma população de indivíduos, ou seja, um conjunto de possíveis soluções do problema, ao processo de evolução. Para isso, é aplicada uma sequência de operadores como seleção, cruzamento, mutação e elitismo, responsáveis por selecionar os indivíduos mais aptos a sobreviverem e garantir a diversidade genética da população. Na versão mais tradicional dos algoritmos genéticos, cada indivíduo da população é comumente chamado de cromossomo, e é representado por meio de um vetor de características binárias, composto por valores das variáveis relacionadas ao problema (Katoch et al., 2021).

O processo de seleção ocorre por meio da avaliação de cada indivíduo da população em relação a uma função de aptidão, que determina a qualidade da solução. O operador de seleção é responsável por escolher quais indivíduos serão selecionados para transmitir seu material genético para a próxima geração. Diversos métodos podem ser utilizados para esse processo, influenciando na velocidade de convergência do algoritmo e na confiabilidade da solução encontrada. Neste estudo, o processo de seleção é realizado por meio do método de torneio, onde dois ou mais indivíduos da população são sorteados e o indivíduo com melhor avaliação é escolhido para a próxima etapa.

O operador de cruzamento é responsável pela troca de informação genética entre os indivíduos selecionados, criando novas soluções e permitindo a exploração de novas regiões do espaço de busca. O processo consiste na escolha aleatória de pares de indivíduos selecionados na etapa anterior e na eventual troca de informações genéticas entre eles, com uma determinada probabilidade de cruzamento, previamente definida como um parâmetro do algoritmo. No caso do algoritmo genético básico, a troca de informações é realizada pelo método de cruzamento em um ponto, onde é sorteado um locus do genótipo e os valores armazenados nessa posição são trocados entre os indivíduos.

O operador de mutação é responsável por garantir a diversidade genética da população e evitar que o processo de busca fique restrito a uma região específica do espaço de busca. Este operador consiste na realização de pequenas alterações no genótipo dos indivíduos, permitindo a exploração de regiões próximas do espaço e a fuga de pontos ótimos locais. A mutação é uma das principais estratégias para a exploração de regiões do espaço que ainda não haviam sido alcançadas.

O operador de elitismo é uma técnica utilizada no AG que tem como objetivo preservar os melhores indivíduos da população a cada geração. A ideia por trás do elitismo é simples: o melhor indivíduo da população atual é sempre selecionado para compor a próxima geração, independentemente dos resultados obtidos pelos outros operadores genéticos, como seleção, cruzamento e mutação. Dessa forma, o operador de elitismo permite que o AG mantenha sempre a melhor solução encontrada até o momento, evitando que uma solução inferior seja adotada por acaso.

Os parâmetros utilizados neste algoritmo são: o tamanho da população (NP), o número de gerações ($ZMAX$), o percentual de cruzamentos (GA_{pc}), o percentual de

mutações (GA_{pm}), a taxa de mutação (GA_{tm}), o percentual de elitismo (GA_{pe}) e o número de participantes do torneio (GA_{nt}).

3.2.2 Grey Wolf Optimizer

A meta-heurística *Grey Wolf Optimizer* (GWO) é um algoritmo baseado em população, inspirado na hierarquia social e no processo de caça de uma alcateia de lobos cinzentos (*Canis lupus*) (Mirjalili et al., 2014). Essa abordagem possui características vantajosas, como a capacidade de equilibrar a exploração e a intensificação durante a busca, além de ter poucos parâmetros, ser simples, flexível e de fácil implementação. Devido a essas vantagens, o GWO tem sido amplamente utilizado para resolver uma variedade de problemas de otimização (Faris et al., 2018).

Na natureza, os lobos cinzentos da alcateia se dividem hierarquicamente em quatro grupos: alfas (α), que são o casal líder da alcateia e responsáveis pelas decisões; betas (β), prováveis candidatos à sucessão dos alfas; deltas (δ), subordinados aos alfas e betas, mas que dominam os ômegas (ω), que estão na base da hierarquia da alcateia. O GWO mimetiza esse comportamento, chamado Hierarquia Social. As posições dos agentes de busca são atualizadas com base nas três melhores soluções encontradas até então, sendo o lobo alfa representado pela melhor solução, o lobo beta e delta representados pelas segunda e terceira melhores soluções, respectivamente (Mirjalili et al., 2014). Essa meta-heurística possui somente dois parâmetros: tamanho da população (NP) e número de gerações ($ZMAX$).

3.2.3 Whale Optimization Algorithm

O *Whale Optimization Algorithm* (WOA) é uma meta-heurística baseada em população proposta por Mirjalili and Lewis (2016) para resolver problemas de otimização contínuos e mono-objetivos. O WOA se inspira no comportamento de caça das baleias jubartes, simulando matematicamente seus movimentos na busca por uma fonte de alimento. Quando uma presa é localizada, as baleias jubartes adotam uma estratégia de caça peculiar, observada apenas nessa espécie: elas mergulham a uma profundidade maior do que a do alvo e, em seguida, iniciam um movimento de aproximação em forma de espiral enquanto liberam bolhas de ar. Esse processo de caça é conhecido como *Bubble-net feeding behavior*.

O WOA demonstra um desempenho sólido em termos de capacidade de encontrar a solução ótima de forma rápida e precisa. Ele se destaca pela robustez e pela simplicidade de implementação, graças à necessidade de ajustar poucos parâmetros. Em particular, o WOA possui apenas dois parâmetros: o tamanho da população (NP) e o número de gerações ($ZMAX$), que devem ser ajustados de acordo com as características do problema em questão. Essa combinação de desempenho e simplicidade torna o WOA uma opção atraente para muitos problemas de otimização (Rana et al., 2020).

3.2.4 Harris Hawk Optimizer

O *Harris Hawk Optimizer* (HHO) é uma técnica meta-heurística recente inspirada pelo comportamento de caça do falcão de Harris, um predador nativo do Novo México, EUA. O HHO aproveita a capacidade do falcão Harris de explorar e intensificar a área de busca de forma inteligente e eficiente. Durante a caça, o falcão Harris combina voos rasantes para explorar o ambiente com ataques rápidos e precisos para intensificar sua busca por presas. Essa estratégia foi aplicada ao HHO para resolver problemas de otimização complexos (Heidari et al., 2019).

Uma característica distintiva do HHO é a inclusão de uma abordagem de adaptação de parâmetros, que permite ajustar o comportamento da técnica de acordo com a complexidade e as características do problema a ser otimizado. Além disso, o HHO combina elementos da Busca por Enxame (*Swarm Search*) e da Busca Aleatória (*Random Search*) para encontrar soluções ótimas para problemas de otimização (Heidari et al., 2019). Os parâmetros de entrada do HHO são o tamanho da população (NP) e o número de gerações ($ZMAX$). Com seus bons resultados experimentais e relativa simplicidade, o HHO pode ser uma escolha sólida para resolver problemas de otimização em aplicações práticas (Alabool et al., 2021).

3.2.5 Nomadic People Optimizer

O *Nomadic People Optimizer* (NPO) é uma meta-heurística que simula o comportamento dos nômades que constantemente se deslocam em busca de recursos vitais, como água e alimentos Salih and Alsewari (2020). Inspirado nos Beduínos, o algoritmo NPO segue a estrutura de um clã Beduíno, onde uma família líder, conhecida como a família do Sheikh, é responsável por determinar as localizações essenciais para a sobrevivência e estabelecer um padrão de distribuição para as outras famílias da tribo Salih and Alsewari (2020).

No NPO, a população é dividida em grupos, cada grupo representando um clã composto por NPO_{nF} famílias (soluções), e a melhor solução de cada grupo é designada como líder do grupo. Os nômades do clã se deslocam em diferentes distâncias e direções de forma aleatória em busca de melhores localizações, seguindo as decisões do Sheikh Salih and Alsewari (2020). Quando uma localização mais adequada é encontrada, o clã é reorganizado.

Essa meta-heurística possui três parâmetros principais: o número de clãs NPO_{nC} , o número de famílias em cada clã NPO_{nF} e o número máximo de iterações $ZMAX$. Esses parâmetros definem a configuração e o comportamento da busca do NPO para resolver problemas de otimização Salih and Alsewari (2020). Com sua abordagem inspirada no estilo de vida nômade e sua estrutura baseada em clãs, o NPO oferece uma forma interessante de abordar problemas de otimização, buscando explorar diferentes regiões do espaço de

busca em busca de soluções ótimas.

3.3 MODIFICAÇÕES PROPOSTAS NO AG

Nesta dissertação, dois operadores especiais chamados *Swap Window* e *Window Mutation* serão adicionados ao AG para resolver o problema de *Profit-Based Unit Commitment*. Esses operadores foram propostos por Kazarlis et al. (1996) com o objetivo de melhorar a convergência do AG no problema de *Unit Commitment* considerando unidades de geração termoelétricas. Esses operadores modificam toda a população e são aplicados na iteração atual se um valor aleatório gerado entre 0 e 1 for menor ou igual ao parâmetro de probabilidade especial pré-definido p_{es} .

Para ajudar na explicação desses operadores, será considerado um sistema de exemplo com seis unidades de geração termoelétrica (UTE) e um horizonte temporal composto por nove horas. Um indivíduo aleatório na iteração Z é apresentado na forma de matriz na Figura 3 para facilitar a compreensão.

	UTE 1	UTE 2	UTE 3	UTE 4	UTE 5	UTE 6
Hora 1	0	0	0	1	0	1
Hora 2	1	1	0	1	0	0
Hora 3	1	1	0	1	0	0
Hora 4	1	0	0	1	1	0
Hora 5	0	1	1	1	0	0
Hora 6	0	1	1	0	0	1
Hora 7	0	1	1	1	1	1
Hora 8	1	0	1	0	1	1
Hora 9	1	0	1	1	0	1

Figura 3 – Indivíduo de exemplo.

Fonte: Próprio autor

A seguir, será explicado o passo a passo para a aplicação desses operadores:

3.3.1 Algoritmo Genético com Janela Móvel

Se, na iteração corrente Z , o valor aleatório sorteado entre 0 e 1 for menor ou igual ao parâmetro de probabilidade especial p_{es} , o operador *Swap Window* será executado em vez dos demais operadores.

Passo 1: Sortear aleatoriamente duas UTEs. **Passo 2:** Sortear o comprimento w (em horas) da "time window". O comprimento é selecionado aleatoriamente entre 1 e o número total de intervalos de tempo analisados NT . **Passo 3:** Sortear a hora de início da "time window" entre 1 e $(NT - w)$. **Passo 4:** Trocar o status ligado ou desligado (0 ou 1) das duas unidades incluídas na "time window".

Para exemplificar esse processo, vamos supor que, no Passo 1, foram sorteadas a

UTE 2 e a UTE 5. No Passo 2, o comprimento w sorteado foi igual a 6 horas. No Passo 3, a hora de início sorteada foi a hora 2. A Figura 4 ilustra o processo até esse momento, e a Figura 5 apresenta o indivíduo modificado ao final do Passo 4.

	UTE 1	UTE 2	UTE 3	UTE 4	UTE 5	UTE 6	
Hora 1	0	0	0	1	0	1	
Hora 2	1	1	0	1	0	0	TIME WINDOW
Hora 3	1	1	0	1	0	0	
Hora 4	1	0	0	1	1	0	
Hora 5	0	1	1	1	0	0	
Hora 6	0	1	1	0	0	1	
Hora 7	0	1	1	1	1	1	
Hora 8	1	0	1	0	1	1	
Hora 9	1	0	1	1	0	1	

Figura 4 – Indivíduo antes do término do operador Swap Window.

Fonte: Próprio autor

	UTE 1	UTE 2	UTE 3	UTE 4	UTE 5	UTE 6	
Hora 1	0	0	0	1	0	1	
Hora 2	1	0	0	1	1	0	TIME WINDOW
Hora 3	1	0	0	1	1	0	
Hora 4	1	1	0	1	0	0	
Hora 5	0	0	1	1	1	0	
Hora 6	0	0	1	0	1	1	
Hora 7	0	1	1	1	1	1	
Hora 8	1	0	1	0	1	1	
Hora 9	1	0	1	1	0	1	

Figura 5 – Indivíduo após do término do operador Swap Window.
Fonte: próprio autor

3.3.2 Algoritmo Genético com Janela Mutante

Se, na iteração corrente Z , o valor aleatório sorteado entre 0 e 1 for menor ou igual ao parâmetro de probabilidade especial p_{es} , o operador *Window Mutation* será executado em vez dos demais operadores.

Passo 1: Sortear aleatoriamente uma UTE. **Passo 2:** Sortear o comprimento w (em horas) da "time window". O comprimento é selecionado aleatoriamente entre 1 e o número total de intervalos de tempo analisados NT . **Passo 3:** Sortear a hora de início da "time window" entre 1 e $(NT - w)$. **Passo 4:** Trocar o status de 0 para 1 e 1 para 0 na "time window" sorteada, ou seja, ocorre a mutação nessa "time window".

Para exemplificar esse processo, vamos supor que, no Passo 1, foi sorteada a UTE 4. No Passo 2, o comprimento w sorteado foi igual a 4 horas. No Passo 3, a hora de início sorteada foi a hora 6. A Figura 4 ilustra o processo até esse momento, e a Figura 5 apresenta o indivíduo modificado ao final do Passo 4.

	UTE 1	UTE 2	UTE 3	UTE 4	UTE 5	UTE 6
Hora 1	0	0	0	1	0	1
Hora 2	1	1	0	1	0	0
Hora 3	1	1	0	1	0	0
Hora 4	1	0	0	1	1	0
Hora 5	0	1	1	1	0	0
Hora 6	0	1	1	0	0	1
Hora 7	0	1	1	1	1	1
Hora 8	1	0	1	0	1	1
Hora 9	1	0	1	1	0	1

TIME WINDOW

Figura 6 – Indivíduo antes do término do operador Swap Window.

Fonte: próprio autor

	UTE 1	UTE 2	UTE 3	UTE 4	UTE 5	UTE 6
Hora 1	0	0	0	1	0	1
Hora 2	1	1	0	1	0	0
Hora 3	1	1	0	1	0	0
Hora 4	1	0	0	1	1	0
Hora 5	0	1	1	1	0	0
Hora 6	0	1	1	1	0	1
Hora 7	0	1	1	0	1	1
Hora 8	1	0	1	1	1	1
Hora 9	1	0	1	0	0	1

TIME WINDOW

Figura 7 – Indivíduo após do término do operador Window Mutation.

Fonte: Próprio autor

3.4 CONCLUSÕES

Este capítulo apresentou uma descrição sobre alguns métodos de otimização utilizados na solução de problemas complexos. Foi apresentado os pontos que devem ser observados em problemas de otimização tais como: problemas não convexo, variáveis inteiras, espaço de busca, região de viabilidade etc. Adicionalmente, foi apresentado com maiores detalhes as Meta-heurísticas que serão utilizadas nesta Dissertação. Destacou-se também as melhorias realizadas em cada Meta-heurística para aplicação nos problemas tratados na Dissertação.

4 PROFIT-BASED UNIT COMMITMENT

4.1 INTRODUÇÃO

No setor elétrico verticalmente integrado, o problema *Unit Commitment* (UC) refere-se à otimização dos recursos de geração com o intuito de minimizar o custo total de operação do sistema ao longo de um período especificado, geralmente diário ou semanal, considerando diversas restrições que regem o problema, como as restrições operacionais das unidades geradoras, restrições de rede e equilíbrio de potência (Montero et al., 2022). A solução do problema UC identifica a programação ótima das unidades geradoras ao longo do horizonte analisado, ou seja, a solução informa o status ligado ou desligado e a saída de potência das unidades. Portanto, o problema UC é uma das questões mais significativas e básicas no monitoramento, controle e operação de sistemas elétricos de potência (Muralikrishnan et al., 2020).

No ambiente verticalmente integrado, as unidades geradoras são de propriedade exclusiva de uma única empresa e/ou entidade governamental, logo, o problema de UC é intrinsecamente relacionado à minimização dos custos operacionais Kumar et al. (2022).

A reestruturação e desregulamentação do setor elétrico provocou mudanças significativas nos processos de operação do sistema elétrico de potência. Nos ME descentralizados, as empresas de geração possuem o direito de programar as suas unidades da maneira que lhe for conveniente. Sendo assim, surge o problema *Profit-based Unit Commitment* (PBUC). O PBUC tem como objetivo maximizar o lucro individual das empresas de geração que participam dos mercados competitivos.

As empresas de geração utilizam o PBUC para definir a programação de suas unidades geradoras de forma a maximizarem seus lucros com a venda de energia e/ou serviços ancilares nos mercados competitivos, respeitando as restrições operacionais de suas próprias unidades de geração (Derakhshandeh et al., 2013). A solução é obtida a partir de previsões sobre a quantidade e o preço dos produtos de energia solicitados no mercado em cada intervalo de tempo. A qualidade da solução PBUC é significativa para uma empresa de geração porque serve como a base para uma boa estratégia de participação no mercado competitivo. É importante frisar que este problema não é uniforme em todos as regiões e países, visto que cada mercado possui uma estrutura própria (Dhanalakshmi et al., 2011).

Este trabalho investiga o problema de *Profit-Based Unit Commitment* em um contexto de empresa de geração térmica operando em um mercado elétrico competitivo com despacho descentralizado. A partir da revisão bibliográfica realizada na subseção 1.2.1, o modelo matemático proposto nesta dissertação será apresentado, seguido dos estudos de caso e resultados obtidos.

4.2 FORMULAÇÃO PROPOSTA

A metodologia do PBUC utilizada nesta dissertação resulta em um problema de programação não linear inteira mista, com complexidade combinatória explosiva. Seu objetivo é maximizar o lucro obtido por uma empresa de geração com a venda de energia no Mercado do Dia Seguinte, e a venda de reserva no Mercado de Capacidade de Reserva, considerando um período de 24 horas, com leilões horários. As variáveis do problema são:

- $U_{g,t}$: status de operação da UTE g na hora t . Essa variável é binária e representa se a UTE está ligada "1" ou desligada "0";
- $P_{g,t}$: potência ativa gerada pela UTE g na hora t . Essa variável é contínua;
- $R_{g,t}$: reserva alocada pela UTE g na hora t . Essa variável é contínua.

Para aprimorar a descrição da metodologia usada nesta dissertação, os termos seguintes serão definidos:

- **despacho das máquinas**: esse termo será utilizado para se referir à determinação dos status de operação (ligado ou desligado) das UTEs em cada intervalo de tempo;
- **despacho de potência**: esse termo será utilizado para se referir à determinação dos níveis de geração das UTEs em cada intervalo de tempo;
- **despacho de reserva**: esse termo será utilizado para se referir à determinação da alocação de reserva das UTEs em cada intervalo de tempo.

4.2.1 Função Objetivo

A função Objetivo do PBUC busca a maximização do lucro total (LT) obtido por uma empresa de geração com a sua participação no Mercado do Dia Seguinte e no Mercado de Capacidade de Reserva. Sendo assim, a Função Objetivo do problema é apresentada em(4.1): :

$$\text{Maximizar } LT = RT - CT \quad (4.1)$$

onde, RT é a receita total obtida com as transações financeiras, enquanto CT é custo total de operação de todas as unidades geradoras ao longo de todo período de análise.

4.2.1.1 Receita Total

A receita total é obtida com a venda de energia no Mercado do Dia Seguinte e reserva no Mercado de Capacidade de Reserva. A empresa de geração coordena suas unidades de acordo com as seguintes previsões:

- previsões das demandas de potência ativa no Mercado do Dia Seguinte;
- previsões dos preços da energia no Mercado Mercado do Dia Seguinte, *spot price*;
- previsões das demandas reserva no Mercado de Capacidade de Reserva;
- previsões dos preços da reserva no Mercado de Capacidade, *reserve price*.

Uma boa previsão é fundamental para a maximização do lucro. Além disso, a receita recebida depende do modelo de mercado para pagamento da venda de energia e reservas. Neste trabalho, são considerados dois métodos de pagamento pela alocação de reserva: Pagamento por Reserva Entregue e Pagamento por Reserva Alocada Attaviriyapap et al. (2003).

Pagamento por Reserva Entregue (PRE): nesse método, a reserva é paga apenas quando a reserva é efetivamente usada. Portanto, o preço de reserva é superior ao preço do Mercado do Dia Seguinte (Attaviriyapap et al., 2003). A formulação matemática da receita total obtida com o uso desse método é apresentada em (4.2):

$$\begin{aligned}
 RT = & \sum_g^{NG} \sum_t^{NT} P_{g,t} \cdot SP_t \cdot U_{g,t} \\
 & + r \sum_g^{NG} \sum_t^{NT} R_{g,t}^{NT} \cdot RP_t \cdot U_{g,t}
 \end{aligned} \tag{4.2}$$

onde SP_t é o preço previsto da energia na hora t no Mercado do Dia Seguinte; RP_t é o preço previsto da reserva na hora t no Mercado de Capacidade de Reserva; r é a probabilidade do sistema solicitar e utilizar a reserva alocada; NT é o número de intervalos de tempo; e NG é o número de unidades geradoras.

Pagamento por Reserva Alocada (PRA): neste método, a empresa de geração recebe o preço de reserva no Mercado de Capacidade de Reserva durante todo o período em que a reserva estiver alocada, mas não for utilizada. No entanto, quando o sistema utilizar a reserva, a empresa de geração será remunerada pelo preço da energia no Mercado do Dia Seguinte pelo volume da reserva efetivamente utilizado. Neste método, o preço da reserva no Mercado de Capacidade de Reserva é muito inferior ao preço da energia no Mercado do Dia Seguinte (Attaviriyapap et al., 2003). Em (4.3) é apresentado o modelo matemático:

$$\begin{aligned}
 RT = & \sum_g^N \sum_t^T P_{g,t} \cdot SP_t \cdot U_{g,t} \\
 & + \sum_g^N \sum_t^T ((1-r) FRP_t + r \cdot FSP_t) \cdot R_{g,t} \cdot U_{g,t} .
 \end{aligned} \tag{4.3}$$

4.2.1.2 Custo Total

O custo total é obtido com a soma do custo de combustível, custo de implantação da reserva e custo de partida de todas as unidades geradoras (*start up cost*), conforme (4.4):

$$\begin{aligned}
 CT = & (1 - r) \sum_g^{NG} \sum_t^{NT} F_g(P_{g,t}) \cdot U_{g,t} \\
 & + r \sum_g^{NG} \sum_t^{NT} F_g(P_{g,t} + R_{g,t}) \cdot U_{g,t} \\
 & + SUC_{g,t} \cdot U_{g,t}
 \end{aligned} \tag{4.4}$$

onde $F_g(P_{g,t})$ é a função do custo de combustível da unidade de geração g , no hora t , para a potência gerada $P_{g,t}$; e $SUC_{g,t}$ custo de partida do gerador g , na hora t . A função de custo de combustível de uma unidade de geração termoeétrica é apresentada de forma quadrática em (4.5):

$$\begin{aligned}
 F_g(P_{g,t}) &= a_g + b_g P_{g,t} + c_g P_{g,t}^2 \\
 F_g(P_{g,t} + R_{g,t}) &= a_g + b_g (P_{g,t} + R_{g,t}) + c_g (P_{g,t} + R_{g,t})^2 \\
 g &\in [1, NG], t \in [1, NT]
 \end{aligned} \tag{4.5}$$

onde a_g , b_g , c_g são os coeficientes do custo com combustível para a produção de energia da UTE g .

O custo de partida em uma determinada hora t depende do número de horas que uma unidade esteve desligada antes da inicialização. Este custo é modelado em(4.6):

$$SUC_g = \begin{cases} HSUC_g; & MDT_g \leq T_{g,t}^{off} \leq MDT_g + TCO_g \\ CSUC_g; & T_{g,t}^{off} > MDT_g + TCO_g \end{cases} \tag{4.6}$$

onde $HSUC_g$ é o custo de partida quente para a unidade térmica g (*hot start cost*), $CSUC_g$ é o custo de partida a frio para a unidade térmica g , TCO_g é o número de horas a partir do qual será considerado partida a frio (*cold start hour*), MDT_g é o tempo mínimo de inatividade da unidade g (*minimum down time*) e $T_{g,t}^{off}$ é o intervalo de tempo que a unidade g esteve continuamente inativa até a hora t .

4.2.2 Restrições

No formulação de PBUC adotado neste trabalho, foram consideradas as restrições de balanço de potência ativa, reserva girante, o tempo mínimo de subida, o tempo mínimo de descida, os limites mínimo e máximo de geração de potência ativa destinada ao atendimento

do Mercado *Day – Ahead*, os limites mínimo e máximo de reserva girante destinado ao atendimento do Mercado de Reserva de Capacidade.

Balço de Potência Ativa: essa restrição é apresenta em (4.7). É importante destacar que se trata de uma restrição de desigualdade, pois, no PBUC, a empresa de geração não tem a obrigação de atender toda a demanda prevista para um determinado horário. A decisão de quanto será gerado está relacionada à maximização do seu próprio lucro.

$$\sum_{i=1}^N P_{g,t} \cdot U_{g,t} \leq P_t^{prev}, \quad t \in [1, NT] \quad (4.7)$$

onde P_t^{prev} é a previsão da demanda de potência ativa no Mercado *Day – Ahead* na hora t .

Reserva Girante: esse restrição representa o balanço entre quantidade de reserva girante solicitada no Mercado de Reserva Capacitiva e a quantidade de reserva alocada pela empresa de geração. De maneira similar à restrição de Balço de Potência Ativa, é uma restrição de desigualdade. Sua formulação é apresenta em (4.8):

$$\sum_{i=1}^N g, t \cdot U_{g,t} \geq R_t^{prev}, \quad t \in [1, NT] \quad (4.8)$$

onde RD_t é a previsão da reserva no Mercado de Capacidade de Reserva na hora t .

Restrições de Tempo Mínimo de Atividade e Mínimo Tempo de Inatividade: as unidades geradoras de energia (UTE) precisam ficar continuamente ligadas por um período mínimo antes de poderem ser desligadas e, quando desligadas, precisam continuamente desligadas por um período mínimo antes de poderem ser ligadas novamente.

A quantidade de horas em que a unidade g esteve ligada continuamente até a hora t , $T_{g,t}^{on}$, é calculada conforme (4.9), enquanto a quantidade de horas em que a unidade g esteve desligada continuamente até a hora t é calculado como apresentado em $T_{g,t}^{off}$. As restrições de tempo mínimo de atividade e tempo mínimo de inatividade são descritas nas equações (4.11) e (4.12), respectivamente.

$$T_{g,t}^{on} = (T_{g,t-1}^{on} + 1)U_{g,t}, \quad g \in [1, NG], t \in [1, NG] \quad (4.9)$$

$$T_{g,t}^{off} = (T_{g,t-1}^{off} + 1)(1 - U_{g,t}), \quad g \in [1, NG], t \in [1, NG] \quad (4.10)$$

$$(T_{g,t}^{on} - MUT_g)(U_{g,t-1} - U_{g,t}) \geq 0, \quad g \in [1, NG], t \in [1, NT] \quad (4.11)$$

$$(T_{g,t}^{off} - MDT_g)(U_{g,t} - U_{g,t-1}) \geq 0, \quad g \in [1, NG], t \in [1, NT] \quad (4.12)$$

onde MUT_g é o período mínimo que a unidade termoeétrica deve permanecer ativa g ; MUT_g é período mínimo que a unidade termoeétrica deve permanecer inativa g ; $T_{g,t}^{on}$ é o intervalo de tempo em que a unidade g esteve continuamente ativa até t horas; e $T_{g,t}^{off}$ é o intervalo de tempo que a unidade g esteve continuamente inativa até t horas.

Restrições de geração potência e alocação de reserva: essas restrições são relacionadas aos limites máximo e mínimo de geração de potência ativa e alocação de reserva, conforme apresentado em (4.13).

$$\begin{aligned} P_g^{min} &\leq P_g \leq P_g^{max}, & g \in [1, NG] \\ 0 \leq r_g &\leq P_g^{max} - P_g^{min}, & g \in [1, NG] \\ P_g + R_g &\leq P_g^{max}, & g \in [1, NG] \end{aligned} \quad (4.13)$$

onde P_g^{max} e P_g^{min} são respectivamente a capacidade máxima e mínima de geração da unidade g .

Status Inicial de Operação: o status de operação das unidades termoeétricas na última hora do dia anterior ($t = 0$) é um fator crucial a ser considerado na formulação do modelo matemático, pois influencia no cálculo dos valores de $T_{g,t}^{on}$ e $T_{g,t}^{off}$ e, consequentemente, nas restrições de mínimo tempo de subida e mínimo tempo de descida. Além disso, também está diretamente relacionado ao custo de partida dessas unidades. O Status Inicial de Operação SIO_g da unidade g representa o período de tempo durante o qual a unidade foi ligada/desligada antes do início do cronograma. Se o valor do SIO for positivo, isto indica que a unidade estava ligada por algumas horas antes da hora $t = 1$, enquanto que se o valor for negativo, isto significa que a unidade estava desligada antes da hora $t = 1$ Dhaliwal and Dhillon (2019). A formulação matemática para o SIO é apresentada em (4.14).

$$U_{g,t=0} = \begin{cases} 0; & SIO_g < 0 \\ 1; & SIO_g > 0 \end{cases} \quad (4.14)$$

4.3 ESTRATÉGIA DE SOLUÇÃO

Nesta dissertação, será utilizado um método híbrido de otimização para solucionar o PBUC. Tal método, utiliza técnicas meta-heurísticas para a obtenção do despacho das máquinas, e, em seguida, o despacho de potência e o despacho de reserva são obtidos via o método baseado em Lista de Prioridade, proposto por Dhaliwal and Dhillon (2019).

As meta-heurísticas utilizadas nesta etapa da dissertação são as seguintes:

- Algoritmo Genético (AG) (Holland, 1992)

- Algoritmo Genético com Janela Móvel (AGMO)
- Algoritmo Genético com Janela Mutante (AGMU)
- *Grey Wolf Optimizer* (GWO) (Mirjalili et al., 2014)
- *Whale Optimization Algorithm* (WOA) (Mirjalili and Lewis, 2016)
- *Harris Hawks Optimization* (HHO) (Heidari et al., 2019)
- *Nomadic People Optimizer* (NPO) (Salih and Alsewari, 2020)

No que diz respeito ao uso das técnicas meta-heurísticas para a obtenção do despacho das máquinas, algumas adaptações são realizadas:

- com exceção do AG, as demais meta-heurísticas precisam ser adaptadas para o uso de várias binárias, visto que seus operadores possuem codificação real. Sendo assim, a função de transferência Sigmoide Modificada será utilizada para transformar os valores contínuos em binários;
- o processo de inicialização e os operadores evolutivos das meta-heurísticas podem resultar em indivíduos que violam as restrições de mínimo tempo de ativada e mínimo tempo de inatividade. Sendo assim, será utilizada uma técnica de reparo para corrigir as soluções infactíveis.

A Figura 8 ilustra o fluxograma com as etapas do método utilizado. Em seguida, cada uma dessas etapas será descrita com detalhes.

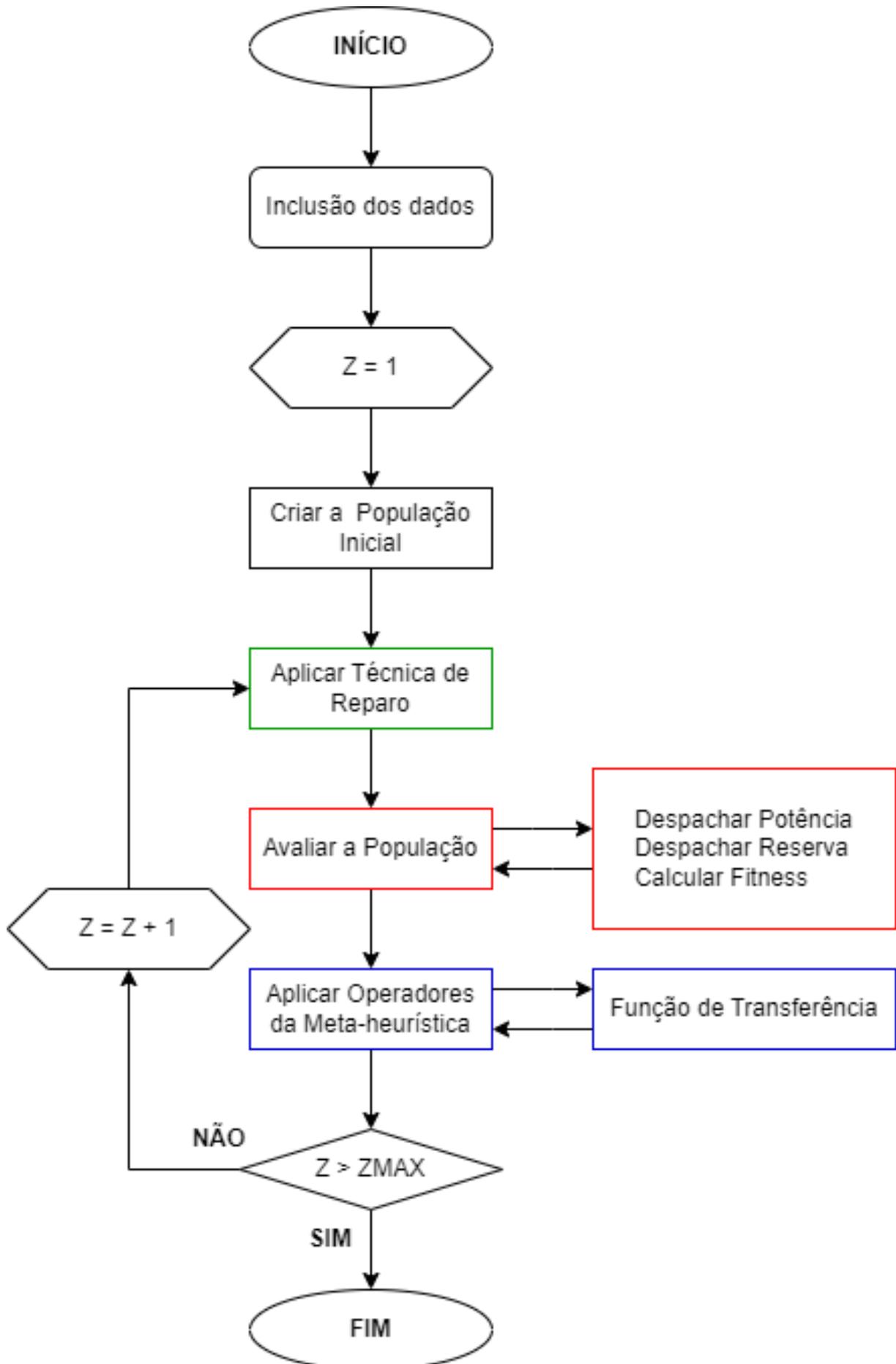


Figura 8 – Fluxograma do modelo híbrido proposto para solucionar o problema PBUC

Etapa 1: Inclusão dos Dados

Nessa etapa são definidos os parâmetros das meta-heurísticas e os dados do sistema analisado. E em seguida, é inicializado o contador de iterações Z .

Etapa 2: Criar a População Inicial

A população inicial é gerada de forma aleatória e é composta por NP indivíduos, cada um representando o despacho das máquinas durante o período de análise. Assim, cada indivíduo é representado por um vetor com dimensão igual ao produto entre número de unidades geradoras NG e o número total de horas NT . A cada rodada ou simulação, a população inicial é gerada de forma aleatória, garantindo que cada simulação tenha a sua própria população inicial. Em 4.15 é representado a maneira como o vetor solução, indivíduo, é organizado:

$$\bar{X} = \left[U_{1,1} \ U_{1,2} \ \cdots \ U_{1,NT} \ U_{2,1} \ U_{2,2} \ \cdots \ U_{2,NT} \ \cdots \ U_{NG,1} \ U_{NG,2} \ \cdots \ U_{NG,NT} \right] \quad (4.15)$$

Etapa 3: Aplicar Técnica de Reparo

Criação da população inicial de maneira aleatória, bem como os operadores evolutivos das meta-heurísticas, podem resultar em indivíduos que violam as restrições de mínimo tempo de atividade (4.11) e mínimo tempo de inatividade (4.12). Sendo assim, este trabalho utiliza de um procedimento heurístico para evitar a potencial violação dessas restrições e, assim, melhorar a qualidade da solução. O algoritmo é apresentado em Algoritmo 1:

Algoritmo 1 Técnica de Reparo

```

t ← 0
Calcular  $T_{g,t}^{on}$  e  $T_{g,t}^{off}$  conforme (4.9) e (4.10), respectivamente.
while  $t \leq NT$  do
  t ← t + 1
  g ← 0
  while  $g \leq NG$  do
    g ← g + 1
    if  $U_{g,t-1} = 1$  &  $U_{g,t} = 0$  then
      if  $T_{g,t-1}^{on} \geq MUT_g$  then
         $U_{g,t} \leftarrow 1$ 
      else
         $U_{g,t} \leftarrow 0$ 
      end if
    else if  $U_{g,t-1} = 0$  &  $UC_{g,t} = 1$  then
      if  $T_{g,t-1}^{off} \geq MDT_g$  then
         $U_{g,t} \leftarrow 1$ 
      else
         $U_{g,t} \leftarrow 0$ 
      end if
    end if
  end while
end while

```

Etapa 4: Avaliar a População

Durante esta etapa, os indivíduos da população são avaliados. Para cada um deles, são calculados o despacho de potência e o despacho de reserva por meio do método baseado em Lista de Prioridade, conforme proposto em Dhaliwal and Dhillon (2019). Esse método estabelece uma ordem de prioridade para determinar as alocações de potência e reserva das unidades termoeletricas, sendo elas ranqueadas de acordo com o valor de λ , conforme equação (4.16):

$$\lambda_g = 2\sqrt{a_g c_g} + b_g \quad g \in [1, NG]. \quad (4.16)$$

A Lista de Prioridade (LP) organiza os índices das UTEs (g) em ordem crescente de acordo com o valor dos λ_g . Dessa forma, a primeira posição da Lista de Prioridade é o índice g da UTE com o menor valor de λ , enquanto a última posição da Lista de Prioridade é o índice g da UTE com o maior valor de λ . O pseudocódigo para a solução do problema do Despacho Econômico via Lista de Prioridade é apresentado no Algoritmo 2.

Após a obtenção do despacho de potência e do despacho de reserva de todos os indivíduos, é calculada a receita total, o custo total e, por fim, o lucro total (valor de aptidão ou *fitness*) de cada indivíduo de acordo com as equações (4.2)-(4.3), (4.4) e (4.1),

respectivamente.

Algoritmo 2 Despacho Econômico via Lista de Prioridade

```

Criar a Lista de Prioridade
t = 0
while t ≤ NT do
  t = t + 1
  g = 0
  while g ≤ NG do
    g = g + 1
    if Ug,t = 1 then
      Pg,t = Pgmin
    end if
  end while
  ΔPt = (Ptpre - ∑g=1NG Pg,t)
  ΔRt = Rtpre
  g = 0
  while g ≤ NG do
    g = g + 1
    j = LP(g)
    if Uj,t = 1 then
      if ΔPt > 0 then
        Pj,t = Pjmin + ΔPt
        if Pj,t > Pjmax then
          Pj,t = Pjmax
        end if
      end if
      ΔPt = ΔPt - Pj,t + Pjmin
      if ΔRtnovo > 0 then
        Rj,t = ΔRt
        if Rj,t > (Pjmax - Pj,t) then
          Rj,t = Pjmax - Pj,t
        end if
      end if
      ΔRt = ΔRt - Rj,t
    end if
  end while
end while

```

Etapa 5: Aplicar Operadores da Meta-heurística

Nessa etapa, os processos canônicos (operadores) das meta-heurísticas são aplicados. Com exceção do AG, as demais meta-heurísticas foram originalmente propostas para o tratamento de problemas com codificação real, ou seja, para problemas com variáveis contínuas. Portanto, após a aplicação de seus operadores, a característica binária da população é perdida. Para corrigir essa questão, é usada a função de transferência sigmoide

modificada para converter os valores reais indesejados em valores binários (Pan et al., 2022). É importante destacar que a função sigmoide é aplicada sempre após os indivíduos sofrerem alguma modificação que resulte na perda da característica binária das variáveis. A função de transferência sigmoide modificada é apresentada em (4.17) e (4.18):

$$FT(\vec{X}) = \frac{1}{1 + e^{-10(\vec{X}-0.5)}} \quad (4.17)$$

$$\vec{X}_{BIN} = \begin{cases} 1, & \text{se } FT(\vec{X}) \geq rand \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (4.18)$$

onde *rand* é um número aleatório com distribuição uniforme amostrado no intervalo [0, 1].

Etapa 6: Critério de parada

Nessa etapa, verifica-se se o número máximo de iterações foi alcançado. Se isso for verdadeiro, o processo é encerrado. Caso contrário, o contador de iterações Z é atualizado e o processo de solução do PBUC retorna à Etapa 3.

4.4 SIMULAÇÕES E RESULTADOS

Nesta seção, serão apresentados os casos analisados e os resultados obtidos utilizando a metodologia proposta para solucionar o PBUC. Serão avaliados dois sistemas, considerando um período composto por 24 intervalos de 1 hora, simulando o Mercado do Dia Seguinte e o Mercado de Capacidade de Reserva. Além disso, para cada sistema, serão considerados dois métodos de pagamento pela alocação de reserva: Pagamento por Reserva Entregue e Pagamento por Reserva Alocada Attaviriyanupap et al. (2003). Portanto, serão investigados quatro casos:

- Caso 1: Sistema com 10 UTEs com Pagamento por Reserva Entregue.
- Caso 2: Sistema com 10 UTEs com Pagamento por Reserva Alocada.
- Caso 3: Sistema com 100 UTEs com Pagamento por Reserva Entregue.
- Caso 4: Sistema com 100 UTEs com Pagamento por Reserva Alocada.

Para o Caso 1 e Caso 3 o parâmetro de probabilidade do sistema solicitar e utilizar a reserva alocada (r) é adotado como 0,05 e as previsões dos preços da reserva (RP) é adotado como 0,01 vezes a previsão do preço da energia. Esses valores são recorrentes nos estudos presentes na literatura especializada (Reddy K et al., 2019; Reddy et al., 2019).

Como já mencionado neste capítulo, serão adaptadas para solução do PBUC as seguintes meta-heurísticas:

- Algoritmo Genético (AG) (Holland, 1992)
- Algoritmo Genético com Janela Móvel (AGMO)
- *Algoritmo Genético com Janela Mutante* (AGMU)
- *Grey Wolf Optimizer* (GWO) (Mirjalili et al., 2014)
- *Whale Optimization Algorithm* (WOA) (Mirjalili and Lewis, 2016)
- *Harris Hawks Optimization* (HHO) (Heidari et al., 2019)
- *Nomadic People Optimizer* (NPO) (Salih and Alsewari, 2020)

A partir deste paragrafo, será utilizada a letra "b" como prefixo nas abreviações das meta-heurísticas para indicar que elas foram modificadas com o devido uso da função de transferência sigmoide modificada.

As simulações foram realizadas em um processador Intel Core *i7* com 2,7 GHz, utilizando o software MATLAB®. Foram conduzidas 25 simulações para cada caso dos dois sistemas de estudo, utilizando cada meta-heurística. O número máximo de iterações para os sistemas com 10 e 100 unidades foi definido como 250 e 500 iterações, respectivamente, e o tamanho da população foi fixado em 100 para ambos os casos.

No caso da meta-heurística NPO, os parâmetros "número de clãs" (NPO_{nC}) e "número de famílias" (NPO_{nF}) foram definidos como 10 para ambos. O critério de parada para todas as meta-heurísticas foi o número máximo de iterações.

A seguir, serão apresentados os valores adotados para os parâmetros do AG:

- percentual de cruzamentos (AG_{pc}) = 0.8;
- percentual de mutações (AG_{pm}) = 0.2;
- taxa de cruzamentos (AG_{pc}) = 0.08;
- participantes do torneio (AG_{pt}) = 4;
- percentual de elitismo (AG_{pe}) = 0.1;
- probabilidade de ocorrer operador especial (AG_{oe}) = 0.03;

Os dados das previsões de mercado estão apresentados na Tabela 1. Esses dados foram obtidos da referência Attaviriyanupap et al. (2003). O sistema de 100 UTEs foi criado multiplicando-se por 10 o sistema de 10 UTEs. As previsões de demanda de potência ativa e demanda de reserva também foram aumentadas em 10 vezes. Os dados dos sistemas de 10 e 100 UTEs estão disponíveis no Apêndice desta dissertação.

Tabela 1 – Previsões referentes ao mercado day-ahead para o sistema com 10 UTEs no problema PBUC

Hora	P_t^{pre}	R_t^{pre}	SP_t	Hora	P_t^{pre}	R_t^{pre}	SP_t
t	(MW)	(MW)	(\$/MWh)	t	(MW)	(MW)	(\$/MWh)
1	700	70	22.15	13	1400	140	24.60
2	750	75	22.00	14	1300	130	24.50
3	850	85	23.10	15	1200	120	22.50
4	950	95	22.65	16	1100	110	22.30
5	1000	100	23.25	17	1050	105	22.25
6	1100	110	22.95	18	1000	100	22.05
7	1150	115	22.50	19	1200	120	22.20
8	1200	120	22.15	20	1400	140	22.65
9	1300	130	22.80	21	1300	130	23.10
10	1400	140	29.35	22	1100	110	22.95
11	1450	145	30.15	23	900	90	22.75
12	1500	150	31.65	24	800	80	22.55

4.4.1 CASO 1: 10 UTEs com Pagamento por Reserva Entregue

A Tabela 2 apresenta a comparação estatística do desempenho de cada meta-heurística na resolução do sistema de 10 UTEs considerando o método de pagamento PRE. Nota-se que a melhor solução encontrada possui o lucro de 110.691,48 \$ sendo obtida pelo algoritmo genético com o operador especial *Swamp Window*. A segunda e terceira melhor solução encontrada em 25 rodadas para cada método foi obtida por AG e AGMU respectivamente. O AGMO além de ter obtido a melhor solução, ele também obteve o melhor desempenho estatístico. Embora o AG tenha encontrado uma solução superior à melhor solução obtida pelo AGMU, este último demonstrou um desempenho estatístico superior, com média e mediana superiores. Por outro lado, a meta-heurística bNPO apresentou o pior desempenho entre todas as abordagens utilizadas.

A comparação estatística do desempenho das meta-heurísticas na resolução do sistema de 10 UTEs considerando o método de pagamento PRE é apresentada na Tabela 2. A melhor solução encontrada foi o lucro de 110,691.48 \$ obtido pelo Algoritmo Genético com o operador especial "Swap Window". A segunda e terceira melhores soluções foram encontradas pelo AG e pelo AGMU, respectivamente. O AG com *Swap Window* (AGSW) obteve não apenas a melhor solução, mas também o melhor desempenho estatístico. Embora o AG tenha encontrado uma solução superior ao AGMU, o desempenho estatístico deste último foi superior, com média e mediana superiores. A meta-heurística bNPO apresentou o pior desempenho entre todas as meta-heurísticas.

Tabela 2 – Comparação estatística das meta-heurísticas no Caso 1 do problema PBUC

MH	Lucro Máximo	Lucro Mínimo	Desvio Padrão	Média	Mediana	Tempo Médio
	(\\$)	(\\$)	(\\$)	(\\$)	(\\$)	(s)
AG	107,647.63	81,416.94	7,367.17	95,059.69	95,278.23	5,47
AGMO	110,946.58	107,404.02	1,005.99	109,489.96	109,572.92	5,33
AGMU	110,691.48	75,888.61	8,149.71	98,075.12	101,241.10	6,15
bGWO	73,422.12	64,455.14	2,050.76	70,159.71	70,732.53	10,29
bWOA	76,821.25	70,430.79	1,662.76	73,310.16	73,295.00	6,93
bHHO	92,218.26	72,321.09	3,645.63	76,483.54	76,289.71	10,78
bNPO	69,271.96	61,314.41	1,999.74	64,821.48	64,621.92	20,94

A Tabela 3 apresenta as informações de custo, receita e lucro horário da melhor solução encontrada, que resultou em um lucro total de 110,691.48 \$ e foi alcançada pelo algoritmo AGMO. É importante destacar que em todas as horas, a receita gerada a partir da venda de energia no Mercado do Dia Seguinte e no Mercado de Capacidade de Reserva superou o custo, resultando em um lucro positivo durante todo o período avaliado.

Tabela 3 – Desempenho financeiro da melhor solução no Caso 1 do problema PBUC

Hora	Custo	Receita	Lucro	Hora	Custo	Total	Lucro
t	(\\$)	(\\$)	(\\$)	t	(\\$)	(\\$)	(\\$)
1	13,744.15	15,892.63	2,148.48	13	26,851.61	32,767.20	5,915.59
2	14,620.00	16,912.50	2,292.50	14	26,217.40	32,046.00	5,828.60
3	16,354.46	19,981.50	3,627.04	15	24,272.84	27,675.00	3,402.16
4	19,332.54	22,027.13	2,694.59	16	21,996.40	25,098.65	3,102.25
5	21,049.73	23,831.25	2,781.52	17	20,245.10	23,140.00	2,894.90
6	21,965.26	25,830.23	3,864.96	18	19,597.58	22,270.50	2,672.92
7	24,493.34	26,521.88	2,028.54	19	20,245.10	23,088.00	2,842.90
8	24,272.84	27,244.50	2,971.66	20	20,245.10	23,556.00	3,310.90
9	26,217.40	29,822.40	3,605.00	21	20,245.10	24,024.00	3,778.90
10	29,122.20	41,178.05	12,055.85	22	20,245.10	23,868.00	3,622.90
11	29,047.98	42,571.80	13,523.82	23	17,186.68	20,531.88	3,345.20
12	29,047.98	44,689.80	15,641.82	24	15,497.41	18,491.00	2,993.59

As Tabelas 4 e 5 apresentam, respectivamente, o despacho de potência e o despacho de reserva da melhor solução encontrada no Caso 1. Esses despachos foram obtidos com o uso do método de Lista de Prioridade, apresentado nesta dissertação. É interessante notar que o método prioriza a venda de energia no Mercado do Dia Seguinte.

A Figura 9 apresenta a comparação da convergência das melhores soluções obtidas por cada meta-heurística ao longo da resolução do Caso 1. Para traçar a curva de convergência, utilizou-se a média aritmética dos melhores resultados obtidos em cada iteração, levando em consideração todas as simulações analisadas. Nota-se que a meta-heurística bWOA foi a primeira a atingir o ponto de estagnação, enquanto o AG, AGMO e AGMU continuaram a encontrar soluções melhores até aproximadamente a iteração máxima.

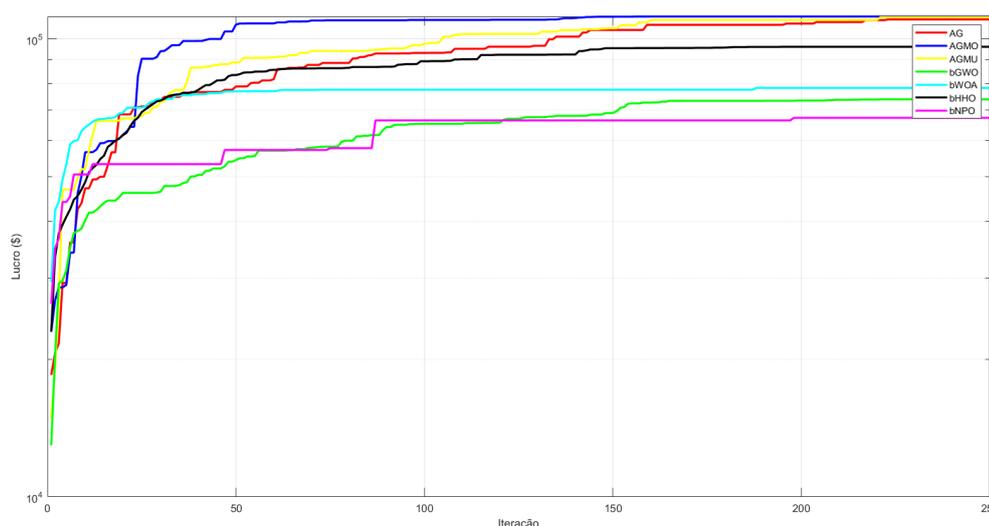


Figura 9 – Curva de convergência das melhores soluções por meta-heurística no Caso 1 do PBUC

A seguir, será apresentada uma comparação entre o despacho de potência e de reserva obtidos por meio da Lista de Prioridade e da programação quadrática (PQ). Esta análise é importante para avaliar a eficiência do método da Lista de Prioridade na obtenção do despacho econômico em um ambiente competitivo.

Para o estudo, será utilizado o despacho das máquinas, ou seja, o status de operação ligado ou desligado das usinas térmicas ao longo do horizonte analisado, obtido pela melhor solução encontrada no Caso 1. Para solucionar o despacho econômico por meio da programação quadrática, será utilizada a função "quadprog" no software MATLAB.

A Figura 10 apresenta uma comparação entre o despacho de potência obtido através da Lista de Prioridade e do método de programação quadrática. É possível observar uma considerável semelhança entre os despachos. As maiores discrepâncias ocorrem nos horários das 09:00, 13:00 e 18:00. Vale ressaltar que, no PBUC, a empresa de geração é uma das várias participantes do mercado, e, portanto, não tem a obrigação de atender toda a demanda.

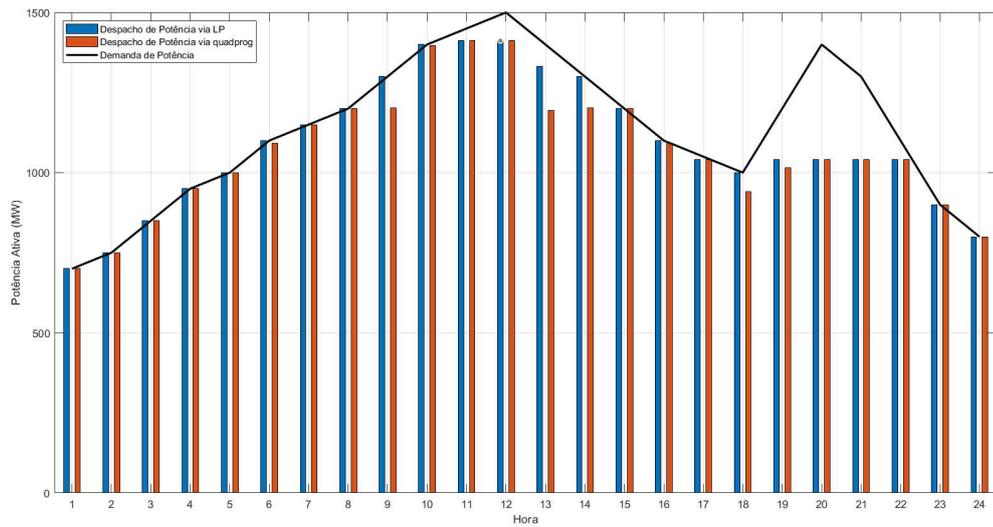


Figura 10 – Comparação entre a geração de potência ativa obtida pela solução do despacho econômico via Lista de Prioridade e via Programação Quadrática, considerando o melhor status de operação encontrado no Caso 1 do PBUC

A comparação entre o despacho de reserva obtido pela Lista de Prioridade e pelo método de programação quadrática é apresentada na Figura 11. De acordo com a solução da programação quadrática, há uma despacho de reserva maior nas horas 09:00, 13:00 e 18:00, a fim de maximizar o lucro. Ao contrário, o método de Lista de Prioridade apresenta uma alocação de reserva menor nestes horários.

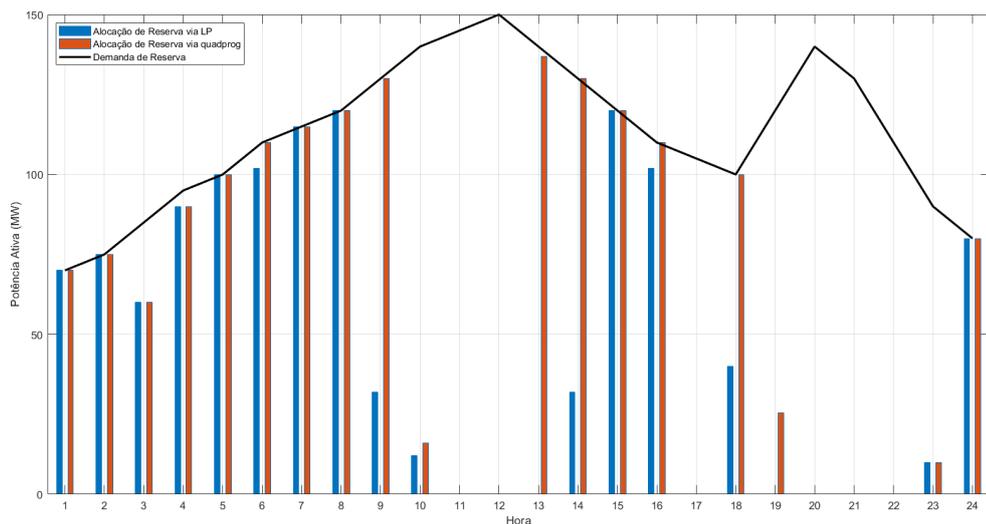


Figura 11 – Comparação entre o despacho de reserva obtida pela solução do despacho econômico via Lista de Prioridade e via Programação Quadrática, considerando o melhor status de operação encontrado no Caso 1 do PBUC

A Tabela 6 apresenta o tempo computacional necessário para a execução do

despacho econômico através dos métodos de LP e programação quadrática, bem como o lucro obtido por cada um. Em termos de lucro, a solução obtida através da programação quadrática é superior, mas a diferença entre os dois métodos é de apenas 0,65%. Em relação ao tempo computacional, o método de Lista de Prioridade é mais rápido, sendo aproximadamente 51 vezes mais rápido do que a programação quadrática.

Apesar da diferença no tempo computacional não ser significativa (um pouco menos de 1 segundo), é importante destacar que o sistema testado (Caso 1) é de pequena escala. Conforme o tamanho do sistema a ser testado aumenta, a diferença no tempo computacional se torna ainda mais evidente.

Tabela 6 – Comparação entre despacho econômico via Lista de Prioridade e Programação Quadrática no Caso 1 do problema PBUC

Método	Lucro (\$)	Tempo (s)
LP	111,565.23	0,7490
PQ	110,946.58	0,0146

4.4.2 CASO 2: 10 UTEs com Pagamento por Reserva Alocada

A comparação estatística do desempenho das meta-heurísticas na resolução do sistema de 10 UTEs, considerando o método de pagamento PRE, está apresentada na Tabela 7. A melhor solução encontrada foi um lucro de 107,586.33 \$, novamente obtido pelo AGMO. As segunda e terceira melhores soluções foram encontradas pelo AGMU e pelo AG, respectivamente. A meta-heurística bNPO apresentou o pior desempenho entre todas as meta-heurísticas, seguida pela meta-heurística bGWO e bWOA.

Tabela 7 – Comparação estatística das meta-heurísticas no Caso 2 do problema PBUC

MH	Lucro Máximo (\$)	Lucro Mínimo (\$)	Desvio Padrão (\$)	Média (\$)	Mediana (\$)	Tempo Médio (s)
AG	105358,20	75057,61	7568,51	91692,87	93101,78	6,01
AGMO	107586,33	104252,64	1022,09	106334,85	106595,14	5,41
AGMU	106205,20	81908,50	5890,02	96815,08	98108,00	5,35
bGWO	73434,80	66419,42	1476,82	70120,99	70036,21	9,54
bWOA	75957,17	68396,39	2081,97	71924,73	71696,82	7,35
bHHO	76708,58	70895,22	1347,30	74554,00	74525,07	21,15
bNPO	68356,76	59008,85	2147,18	63443,83	63027,48	21,25

A Tabela 8 exibe os dados de custo, receita e lucro horário da melhor solução encontrada no Caso 2, a qual resultou em um lucro total de 107,586.33 \$ e foi alcançada pelo algoritmo AGMO.

Tabela 10 – Despacho de reserva da melhor solução encontrada no Caso 2 do PBUC

Hora	R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7	R8	R9	R10	R Total
t	(MW)										
1	0	70	0	0	0	0	0	0	0	0	70,00
2	0	75	0	0	0	0	0	0	0	0	75,00
3	0	60	0	0	0	0	0	0	0	0	60,00
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00
5	0	0	0	40	0	0	0	0	0	0	40,00
6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00
7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00
8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00
9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00
10	0	0	0	0	0	12	0	0	0	0	12,00
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00
12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00
13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00
14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00
15	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	2,00
16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00
17	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00
18	0	0	0	40	0	0	0	0	0	0	40,00
19	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00
20	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00
21	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00
22	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00
23	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	10,00
24	0	80	0	0	0	0	0	0	0	0	80,00

A Figura 12 apresenta a evolução da convergência das soluções ótimas encontradas por cada meta-heurística durante a resolução do Caso 1. É evidente que a meta-heurística bWOA alcançou um ponto de estagnação mais cedo, enquanto o AGMU ainda estava melhorando as soluções até cerca da iteração máxima. Adicionalmente, observa-se que o AGMO se aproxima mais rapidamente da solução ótima encontrada.

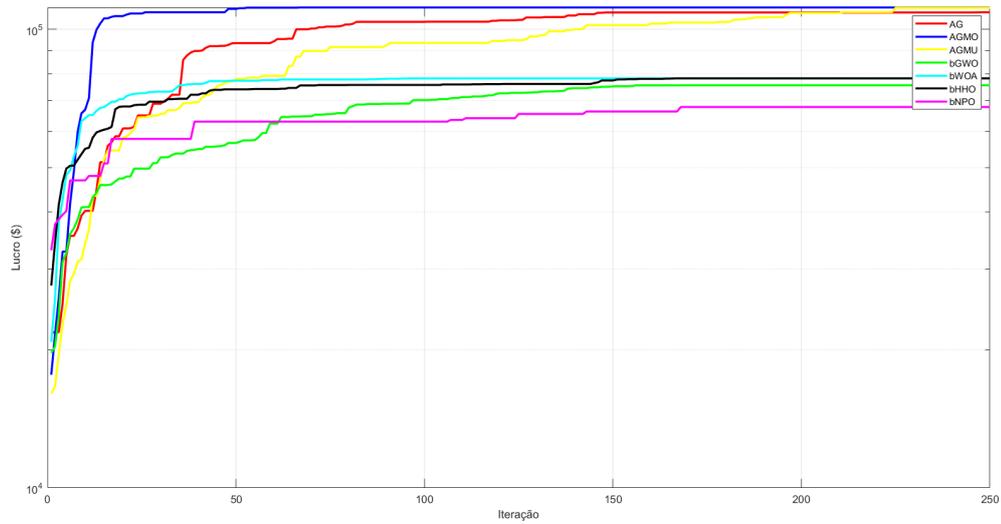


Figura 12 – Curva de convergência das melhores soluções por meta-heurística no Caso 2 do PBUC

As Figuras 13 e 14 apresentam a comparação, respectivamente, do despacho de potência e do despacho de reserva obtidos pelo método de Lista de Prioridade e pela programação quadrática. É possível perceber que tanto o despacho de potência quanto o despacho de reserva são praticamente idênticos para o Caso 2, o que sugere que a venda de energia no Mercado do Dia Seguinte tem um impacto significativamente maior sobre o valor da Função Objetivo do que a venda de reserva no mercado de Capacidade de Reserva.

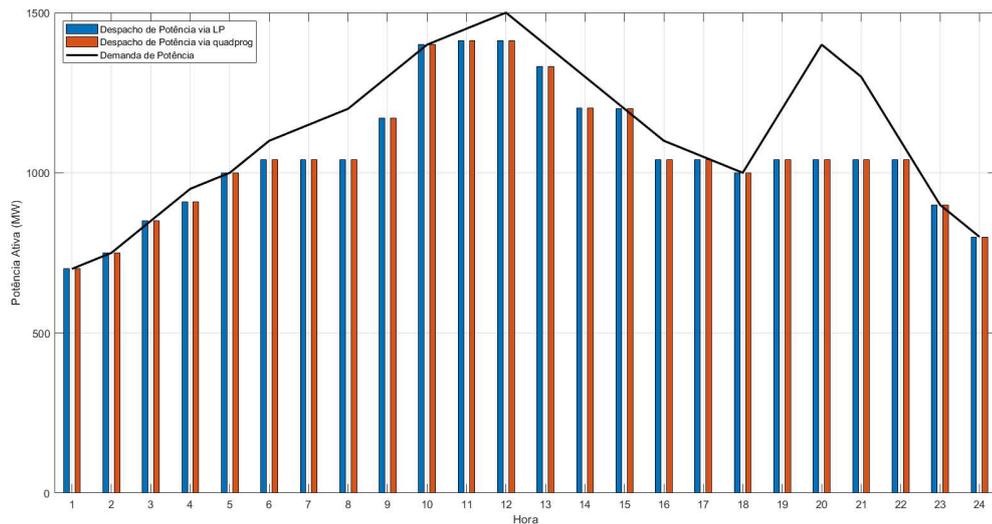


Figura 13 – Comparação entre a geração de potência ativa obtida pela solução do despacho econômico via Lista de Prioridade e via Programação Quadrática, considerando o melhor status de operação encontrado no Caso 2 do PBUC

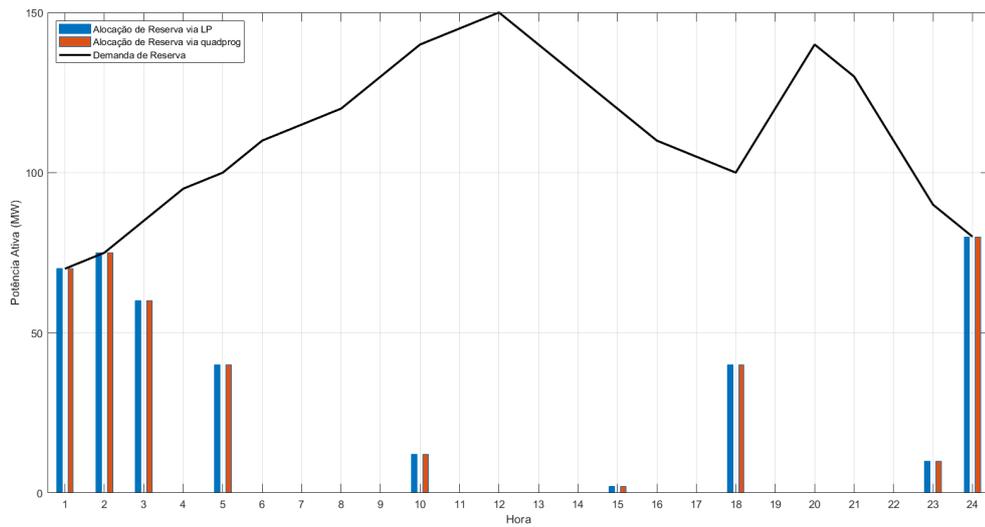


Figura 14 – Comparação entre o despacho de reserva obtida pela solução do despacho econômico via Lista de Prioridade e via Programação Quadrática, considerando o melhor status de operação encontrado no Caso 2 do PBUC

A Tabela 11 apresenta a comparação entre o tempo computacional e o lucro obtido pelos métodos de despacho econômico através de Lista de Prioridade (LP) e Programação Quadrática. Observa-se que, em termos de lucro, ambos os métodos apresentam resultados praticamente idênticos, com uma pequena diferença de apenas 0,05%. Por outro lado, o tempo computacional do método de Lista de Prioridade é significativamente menor do que o da programação quadrática.

Tabela 11 – Comparação entre despacho econômico via Lista de Prioridade e Programação Quadrática no Caso 2 do problema PBUC

Método	Lucro (\$)	Tempo (s)
LP	107,586.33	0,016
PQ	107,631.35	0.65

4.4.3 CASO 3: 100 UTEs com Pagamento por Reserva Entregue

A Tabela 12 apresenta a análise estatística entre as meta-heurísticas no contexto do Caso 3, que considera um sistema com 100 UTEs e o modelo de pagamento PRE. Destaca-se que a técnica AGMO obteve a melhor solução, representada pelo valor de 1,065,399.04 \$ e também o melhor desempenho em comparação com as outras meta-heurísticas. É importante destacar que essa solução corresponde a um lucro significativamente superior à segunda melhor solução, obtida pelo AGMU, cujo lucro foi de 883,874.18 \$. Pela terceira vez consecutiva, a meta-heurística AGMO se destacou e superou todas as outras meta-heurísticas na solução do PBUC.

Tabela 12 – Comparação estatística das meta-heurísticas no Caso 3 do problema PBUC

MH	Lucro Máximo	Lucro Mínimo	Desvio Padrão	Média	Mediana	Tempo Médio
	(\\$)	(\\$)	(\\$)	(\\$)	(\\$)	(s)
AG	712,080.60	470,999.93	59,374.04	581,473.68	587,109.54	29,97
AGMO	1,065,399.04	902,886.76	37,197.67	1,017,208.04	1,026,055.94	30,55
AGMU	883,874.18	537,994.05	78,261.57	673,326.26	647,985.10	30,20
bGWO	555,039.96	507,609.37	10,665.44	529,265.20	528,949.39	68,41
bWOA	584,084.55	544,322.11	9,228.66	562,881.92	560,484.23	68,52
bHHO	579,243.09	530,597.41	12,049.47	560,410.75	561,693.42	60,27
bNPO	421,184.92	385,017.42	7,976.78	398,742.07	399,849.38	80,97

O custo, receita e lucro horário obtido pela solução de lucro igual a 1.065.399.04 \$ é apresentado na Tabela 13.

Tabela 13 – Desempenho financeiro da melhor solução no Caso 3 do problema PBUC

Hora	Custo	Receita	Lucro	Hora	Custo	Total	Lucro
t	(\\$)	(\\$)	(\\$)	t	(\\$)	(\\$)	(\\$)
1	139,600.24	158,926.25	19,326.01	13	265,624.30	324,474.00	58,849.70
2	148,322.70	169,125.00	20,802.30	14	253,265.33	309,631.00	56,365.67
3	167,452.22	201,258.75	33,806.53	15	238,045.70	269,010.00	30,964.30
4	186,660.72	216,584.96	29,924.24	16	218,200.65	248,277.05	30,076.40
5	189,847.40	226,664.25	36,816.85	17	208,143.29	238,653.50	30,510.21
6	197,819.85	229,706.55	31,886.70	18	199,195.72	226,012.50	26,816.78
7	222,614.19	244,192.50	21,578.31	19	220,792.78	248,151.60	27,358.82
8	249,554.41	264,847.55	15,293.14	20	217,340.98	250,237.20	32,896.22
9	256,260.89	285,957.60	29,696.71	21	213,851.08	250,727.40	36,876.32
10	281,888.83	395,638.00	113,749.17	22	218,258.37	253,104.08	34,845.71
11	272,908.83	406,422.00	133,513.17	23	178,247.57	209,868.75	31,621.18
12	272,908.83	426,642.00	153,733.17	24	156,818.55	184,910.00	28,091.45

A curva de convergência das melhores soluções obtidas por cada meta-heurística é apresentado na Figura 15. Nota-se que novamente a meta-heurística bWOA é a primeira a estagnar. Pode-se notar que tanto o bGWO e AG obteve avanços na melhor solução até iterações muito próximas do critério de parada adotado.

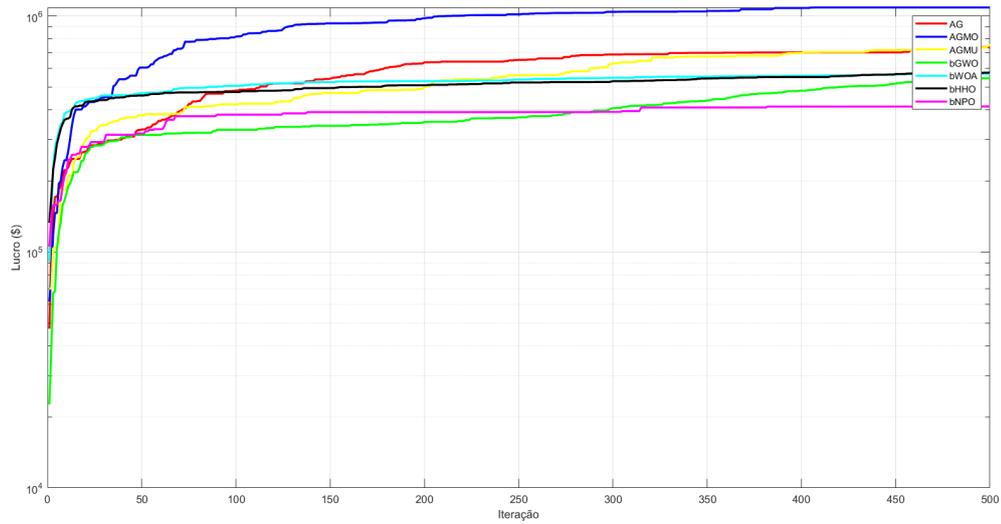


Figura 15 – Curva de convergência das melhores soluções por meta-heurística no Caso 3 do PBUC

As Figuras 16 e 17 apresentam a comparação dos despachos de potência e de reserva obtidos, respectivamente, pelos métodos de Lista de Prioridade e Programação Quadrática. É possível observar que as soluções para o despacho de potência e reserva são distintas. A solução da programação quadrática priorizou o atendimento da demanda de reserva em algumas horas, mostrando a complexidade da função objetivo do PBUC. Em momentos específicos, é mais vantajoso despachar menos potência ativa para o mercado do dia seguinte e alocar mais reserva para o mercado de capacidade de reserva, o que reforça a importância da escolha adequada da técnica de despacho.

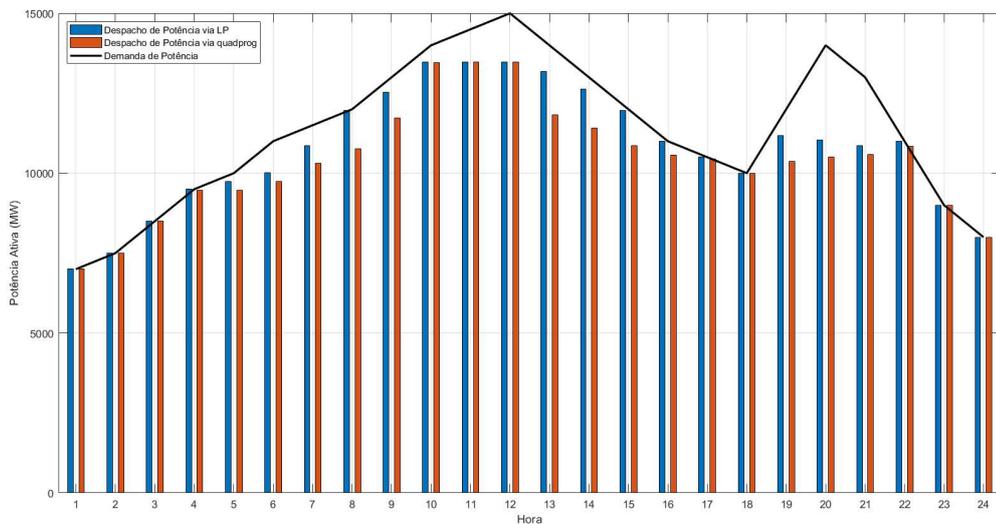


Figura 16 – Comparação entre a geração de potência ativa obtida pela solução do despacho econômico via Lista de Prioridade e via Programação Quadrática, considerando o melhor status de operação encontrado no Caso 3 do PBUC

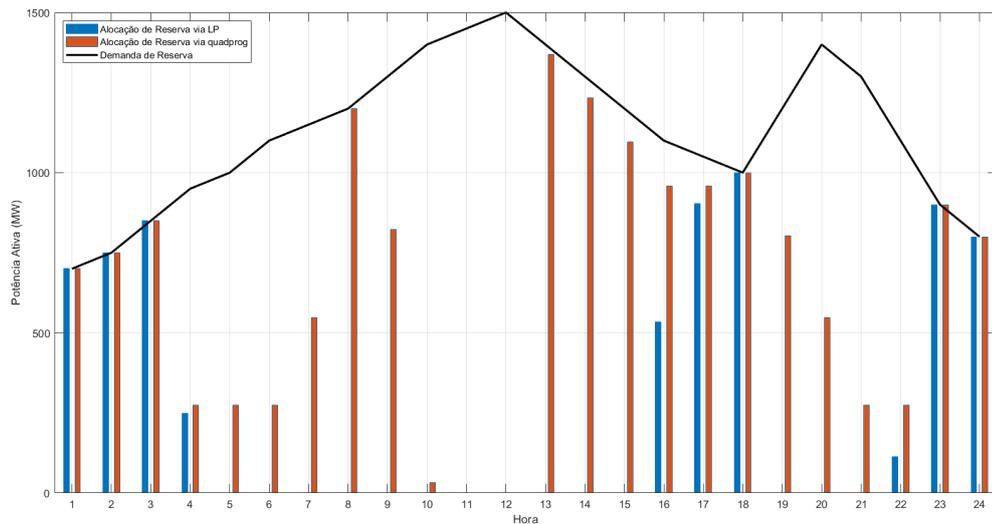


Figura 17 – Comparação entre o despacho de reserva obtida pela solução do despacho econômico via Lista de Prioridade e via Programação Quadrática, considerando o melhor status de operação encontrado no Caso 3 do PBUC

A Tabela 14 ilustra a comparação dos resultados obtidos pelos métodos de Lista de Prioridade e Programação Quadrática no problema de despacho econômico do Caso 3. Observa-se que há uma pequena diferença de apenas 2,08% no lucro total, o que é razoável considerando a enorme diferença no tempo de computação. O método de Lista de Prioridade é 62,309.07 vezes mais rápido que o método de Programação Quadrática.

Considerando 100 indivíduos e 500 iterações, a função objetivo é avaliada 500000 vezes. Se fosse utilizado o método de Programação Quadrática, o tempo de execução seria aproximadamente 1097 horas, impedindo o uso do método híbrido apresentado neste trabalho. Desta forma, fica claro os benefícios do uso da Lista de Prioridade para solucionar o problema de PBUC com as instâncias utilizadas.

Tabela 14 – Comparação entre despacho econômico via Lista de Prioridade e Programação Quadrática no Caso 3 do problema PBUC

Método	Lucro (\$)	Tempo (s)
LP	1,065,399.04	0,0127
PQ	1,084,284.41	78,9252

4.4.4 CASO 4: 100 UTEs com Pagamento por Reserva Alocada

A Tabela 15 apresenta uma análise quantitativa das diferentes meta-heurísticas no contexto do Caso 4 do problema de PBUC. Nesse caso, o sistema é composto por 100 usinas UTEs e o modelo de pagamento utilizado é o PRA.

Os resultados apresentados indicam que a meta-heurística AGMO obteve a melhor solução para o PBUC, representada pelo valor de 1,034,165.63 \$. Além disso, essa

técnica também apresentou o melhor desempenho em comparação com as demais meta-heurísticas analisadas. É importante destacar que essa solução corresponde a um lucro significativamente superior aos demais resultados obtidos pelas outras técnicas.

Em resumo, a meta-heurística AGMO se destacou em todos os casos analisados e foi capaz de superar as demais meta-heurísticas no que diz respeito à solução do PBUC. Isso indica que essa técnica é uma alternativa promissora para a solução do problema com as instâncias analisadas.

Tabela 15 – Comparação estatística das meta-heurísticas no Caso 4 do problema PBUC

MH	Lucro Máximo (\$)	Lucro Mínimo (\$)	Desvio Padrão (\$)	Média (\$)	Mediana (\$)	Tempo Médio (s)
AG	795,448.66	459,717.10	84,252.59	596,366.93	596,146.93	37,12
AGMO	1,034,165.63	841,286.98	43,415.99	988,557.70	998,285.27	48,56
AGMU	744,647.91	558,621.67	47,691.21	650,547.08	642,881.96	29,35
bGWO	540,982.36	501,198.83	9,622.16	520,543.64	519,418.37	63,65
bWOA	551,569.88	527,637.06	6,423.03	540,728.93	541,959.04	76,96
bHHO	554,269.99	522,671.32	8,024.40	540,703.00	540,837.24	60,34
bNPO	416,364.27	380,210.60	8,788.95	395,315.93	394,345.65	83,42

A Tabela 16 apresenta o custo horário, a receita horária e o lucro horário obtidos pela melhor solução encontrada pela meta-heurística AGMO para o Caso 4.

Tabela 16 – Desempenho financeiro da melhor solução no Caso 4 do problema PBUC

Hora	Custo	Receita	Lucro	Hora	Custo	Total	Lucro
t	(\$)	(\$)	(\$)	t	(\$)	(\$)	(\$)
1	143,118.63	155,281.80	12,163.17	13	258,986.65	317,290.80	58,304.15
2	149,094.56	165,246.68	16,152.12	14	250,373.53	306,446.00	56,072.47
3	169,193.14	196,643.54	27,450.40	15	240,251.17	270,039.69	29,788.52
4	185,027.29	215,358.53	30,331.24	16	217,677.92	245,478.03	27,800.10
5	201,271.96	232,807.96	31,536.00	17	206,797.89	233,871.82	27,073.93
6	217,242.65	252,455.49	35,212.84	18	197,573.38	220,829.65	23,256.27
7	224,417.10	253,710.00	29,292.90	19	221,259.36	248,151.60	26,892.24
8	226,157.76	252,642.90	26,485.14	20	224,088.87	256,126.20	32,037.33
9	244,336.73	272,642.40	28,305.67	21	222,968.87	261,214.80	38,245.93
10	274,179.38	383,252.30	109,072.92	22	217,540.80	252,522.05	34,981.26
11	263,379.38	393,698.70	130,319.32	23	176,612.56	204,893.87	28,281.31
12	263,379.38	413,285.70	149,906.32	24	155,292.31	180,496.42	25,204.11

A curva de convergência das melhores soluções obtidas por cada meta-heurística é apresentado na Figura 18. Observa-se que o AGMO e o bGWO conseguiram atualizar a melhor solução encontrada, chegando próximo ao critério de parada do processo meta-heurístico. Por outro lado, o bNPO apresentou uma estagnação mais rápida em comparação com as outras meta-heurísticas.

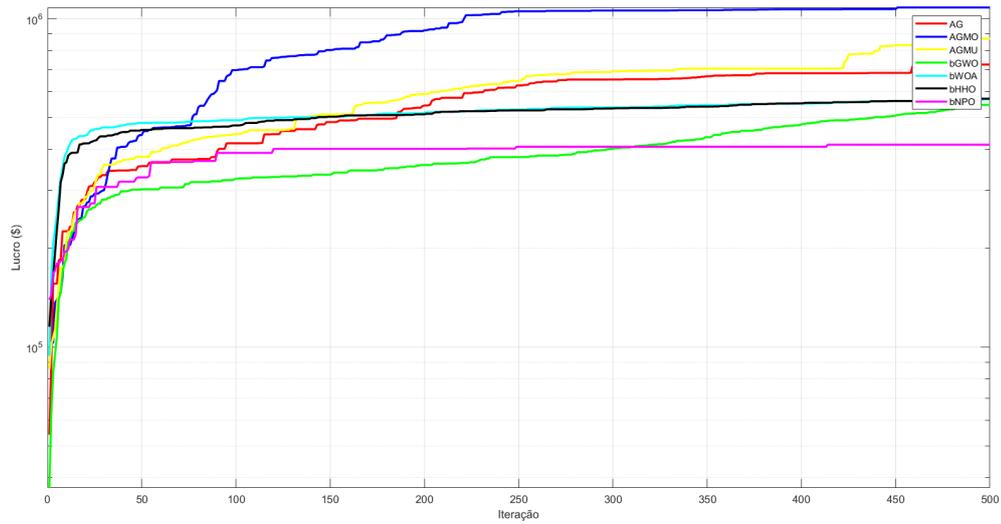


Figura 18 – Comparação entre a geração de potência ativa obtida pela solução do despacho econômico via Lista de Prioridade e via Programação Quadrática, considerando o melhor status de operação encontrado no Caso 4 do PBUC

As Figuras 19 e 20 apresentam a comparação dos despachos de potência e de reserva obtidos, respectivamente, pelos métodos de Lista de Prioridade e Programação Quadrática. Nota-se que os despachos são semelhantes.

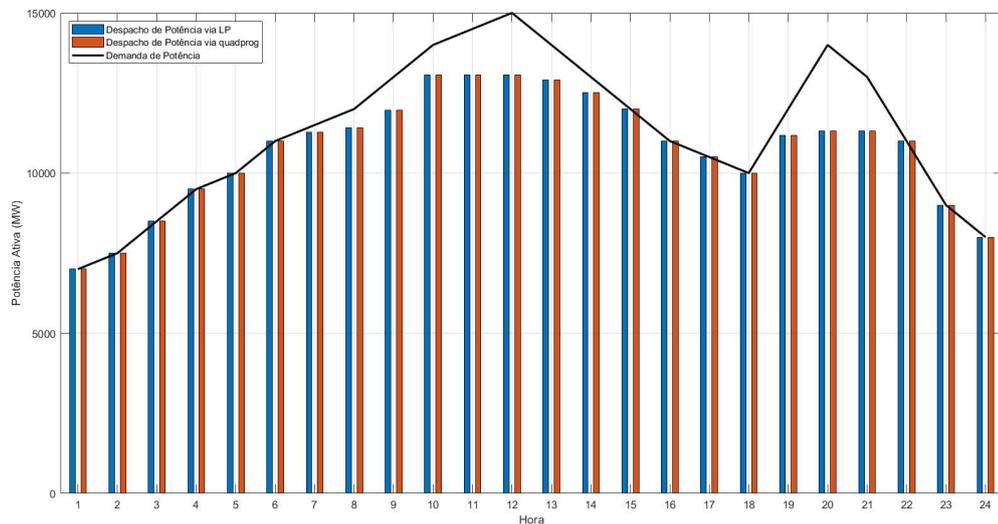


Figura 19 – Comparação entre a geração de potência ativa obtida pela solução do despacho econômico via Lista de Prioridade e via Programação Quadrática, considerando o melhor status de operação encontrado no Caso 4 do PBUC

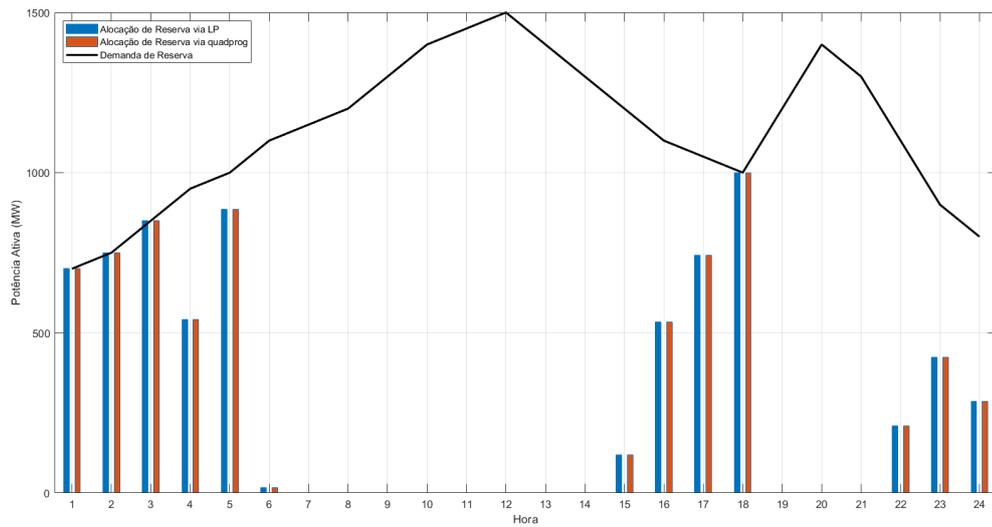


Figura 20 – Comparação entre o despacho de reserva obtida pela solução do despacho econômico via Lista de Prioridade e via Programação Quadrática, considerando o melhor status de operação encontrado no Caso 4 do PBUC

A Tabela 17 ilustra a comparação dos resultados obtidos pelos métodos de Lista de Prioridade e Programação Quadrática no problema de despacho econômico do Caso 4. Observa-se que há uma pequena diferença de apenas 0,02% no lucro total, enquanto o tempo de execução do método de Lista de Prioridade é consideravelmente mais rápido do que a solução via programação quadrática. Sendo assim, o uso de Lista de Prioridade para solucionar o problema de despacho econômico mais uma vez é justificado.

Tabela 17 – Comparação entre despacho econômico via Lista de Prioridade e Programação Quadrática no Caso 4 do problema PBUC

Método	Lucro (\$)	Tempo (s)
LP	1,034,165.63	0,0116
PQ	1,036,385.37	90,4396

4.5 CONCLUSÕES

Este capítulo da dissertação apresentou o problema de *Profi-Based Unit Commitment* (PBUC). Tal problema teve como objetivo maximizar o lucro obtido por uma empresa de geração com a sua participação nos mercados do Dia Seguinte e no mercado de Capacidade de Reserva. A solução do problema determinou o despacho das máquinas, o despacho de potência ativa e a alocação de reserva das unidades geradoras ao longo de todo o horizonte de tempo dos mercados.

A estratégia utilizada para solucionar o PBUC consistiu em um método híbrido de otimização entre técnicas meta-heurísticas e lista de prioridade. As meta-heurísticas identificaram os despachos das máquinas enquanto a lista de prioridade determina os

despachos de potência e alocação de reserva do despacho das máquinas informado pela meta-heurística.

As meta-heurísticas AG, GWO, WOA, HHO e NPO foram adaptadas para que sejam possível a sua utilização na estratégia presente nessa dissertação. As adaptações consistiram no uso de uma estratégia de reparo das soluções que violam as restrições de mínimo tempo de atividade e inatividade, além do uso da função de transferência sigmoide modificada para converter os valores contínuos das variáveis em binários. Essa última adaptação se aplicou em todas as meta-heurísticas exceto no AG. Além disso, duas versões do AG foram utilizadas. O AGMO e o AGMU. Tais versões utilizaram operadores especiais destinados ao problema de *Unit Commitment* térmico.

O desempenho das meta-heurísticas foi comparado na resolução de dois sistemas de teste. O primeiro sistema foi de pequena escala, com 10 unidades termoeletricas, enquanto o segundo foi de grande escala, com 100 unidades termoeletricas. Para cada sistema, foram considerados dois métodos de pagamento da reserva, totalizando quatro estudos de caso analisados. Além disso, a eficiência da técnica de lista de prioridade na resolução do subproblema de despacho econômico foi comparada com o uso do método clássico de otimização, a programação quadrática.

Os resultados indicam que as adaptações propostas para o AG, AGMO e AGMU, são competitivas e apresentam um desempenho superior em comparação com as outras meta-heurísticas. Especificamente, o AGMO se destacou como o método mais eficaz na solução do problema de PBUC nas instâncias analisadas, obtendo tanto a melhor solução quanto o melhor desempenho estatístico em todos os casos.

Quanto à eficiência da técnica de lista de prioridade na resolução do despacho econômico, foi observado que ela é uma ferramenta muito rápida para resolver o problema, permitindo que a estratégia de solução híbrida apresentada na dissertação seja viável, com um tempo computacional aceitável. A diferença de lucro obtida com a lista de prioridade e a programação quadrática para o despacho de máquinas nos casos 1 e 3 foi de cerca de 2%, enquanto nos casos 2 e 4 o lucro obtido pelos dois métodos foi praticamente o mesmo.

5 PLANEJAMENTO DA EXPANSÃO DA TRANSMISSÃO BASEADO EM MERCADO

5.1 INTRODUÇÃO

Com o aumento da demanda por eletricidade, muitos países estão passando, ou já passaram, por uma reestruturação e desregulamentação em seu respectivo setor elétrico, a priori monopolísticas, em busca de mercados de energia competitivos. A energia se tornou um produto, abrindo caminho para inúmeros participantes que buscam maximizar seus lucros com a venda e/ou compra de energia elétrica. O sistema de transmissão desempenha um papel fundamental no sucesso da transição de um sistema de energia regulado para um desregulamentado, pois fornece a estrutura necessária para a competição entre os participantes do mercado de energia.

A expansão da rede de transmissão de energia é uma questão crítica em um ambiente de mercado de energia competitivo e desregulado. O sucesso da transição de um sistema de energia regulado para um sistema de mercado aberto e concorrencial está diretamente relacionado à capacidade da rede de transmissão de suportar e integrar a geração e consumo de energia elétrica.

A expansão da rede de transmissão é importante para garantir a confiabilidade do fornecimento de energia, a integração de fontes renováveis de energia e o aumento da eficiência do sistema de energia. Além disso, a ampliação da rede de transmissão é uma das principais soluções para solucionar o problema da congestão dos sistemas de energia, o que pode resultar em interrupções no fornecimento de energia elétrica e elevação dos custos.

No entanto, a expansão da rede de transmissão é um processo complexo e caro, envolvendo uma série de desafios, incluindo questões regulatórias, de financiamento e de aceitação pública. É por isso que o planejamento da expansão da rede de transmissão é essencial para garantir que a rede de transmissão possa suportar os requisitos de energia elétrica futuros, e ao mesmo tempo, garantir que as iniciativas de expansão sejam implementadas de forma justa, eficiente e acessível.

O planejamento da expansão da rede de transmissão deve levar em conta a visão a longo prazo da evolução do mercado de energia, as tendências tecnológicas, o impacto ambiental, as questões de segurança energética, as necessidades dos consumidores e a integração de fontes renováveis de energia. Além disso, é importante considerar a interação entre a rede de transmissão, a geração e o consumo de energia elétrica, a fim de garantir a integração e o equilíbrio do sistema de energia.

O problema do Planejamento da Expansão da Transmissão de Energia (PET) pode ser classificado como um problema de programação não-linear inteiro-misto, com o espaço de busca não-convexo, multimodal e de alto esforço computacional. A característica

discreta das decisões de investimento, somada às incertezas associadas ao crescimento da carga e à disponibilidade de fontes energéticas, conduz a um número explosivo de alternativas para a expansão.

No setor elétrico verticalmente integrado, o principal objetivo do PET é atender às demandas de carga de maneira mais econômica possível, mantendo a confiabilidade do sistema. Nesse ambiente, o planejador do sistema de transmissão têm acesso às informações de planos de geração futuros, visto que o sistema regulado opera sob uma estrutura verticalmente integrada (Buygi et al., 2003)

No mercado desregulado, o processo de planejamento da expansão deve levar em consideração os sinais econômicos resultantes das operações diárias do mercado de energia (preços, congestionamento, métricas, etc.) em conjunto com a busca por investimentos em novas instalações. Além disso, as decisões de investimento de geração são baseadas nas forças do mercado em vez de um processo de decisão centralizado como no sistema regulado, o que resulta em mais incertezas ao problema. Somado ao aumento da penetração de fontes de energia intermitentes, a rede de transmissão deve ser capaz de acomodar diferentes padrões de despacho (Gomes and Saraiva, 2019).

De maneira mais detalhada, a literatura especializada indica que os planos de expansão da rede de transmissão em sistemas desregulados devem atender os seguintes objetivos (Buygi et al., 2003; Gomes and Saraiva, 2019):

- Incentivar e facilitar a competição entre participantes do mercado de energia.
- Fornecer acesso não discriminatório à geração barata para todos os consumidores .
- Fornecer reservas justas do lado da oferta para todos os geradores e reserva justa do lado da demanda para todos os consumidores.
- Fornecendo uma rede de transmissão robusta contra todos os incertezas.
- Ser baseado em valor de mercado em vez de baseado em custo ou baseado em confiabilidade.

A abordagem a ser adotada para solucionar o PET depende diretamente da dimensão do sistema de potência, do horizonte de tempo considerado (curto, médio ou longo prazo) e da relação temporal das adições dos reforços (dinâmico ou estático). As ferramentas baseadas na modelagem de rede não-linear AC são capazes de associar o planejamento de reativos na rede, modelar de forma precisa as perdas e levar em consideração estudos de estabilidade de tensão. Entretanto, a modelagem da rede AC dificulta a busca por soluções, levando a alto tempo de execução computacional, principalmente quando são consideradas diversas incertezas, como intermitência de geração eólica, crescimento de carga e contingências. Com o aumento das incertezas no PET, modelagens linearizadas são

amplamente aplicadas ao problema e superam consideravelmente a eficiência computacional obtida pelas não-lineares, alcançando um bom grau de precisão (Mahdavi et al., 2018).

Baseado na revisão bibliográfica presente na subseção 1.2.2, este capítulo tem como objetivo analisar o problema de planejamento da expansão da transmissão em mercados de eletricidade competitivos, além de propor uma metodologia para solução desse problema considerando incertezas de geração eólica e de demanda no mercado do Dia Seguinte.

5.2 METODOLOGIA PROPOSTA

Em um sistema de potência desregulado o Operador de Sistema de Transmissão deve proporcionar um ambiente não discriminatório e competitivo para todas partes interessadas, mantendo a confiabilidade do sistema de energia. A adequação da rede de transmissão é fundamental para o sucesso do mercado de energia, visto que, os participantes do mercado são dependentes das limitações físicas da rede para maximizar seus objetivos. Sendo assim, planos de expansão econômicos que facilitem o comércio de energia e maximizem o *social-welfare* são de interesse do planejador (Buygi et al., 2003; Gomes and Saraiva, 2019).

No presente trabalho, considera-se que a energia será comercializada via leilões horários, de maneira similar à estrutura do mercado do Dia seguinte, *Day-ahead market*, onde os geradores vendem grandes blocos de energia aos compradores de energia, comercializadores, distribuidores e grandes consumidores. Neste caso, os vendedores submetem ofertas (*offers*) de uma certa quantidade de energia a um determinado preço, enquanto os compradores submetem lances (*bids*) indicando a quantidade de energia desejada e o preço a ser pago. As ofertas dos geradores são ordenadas de maneira crescente de preços, formando a curva de ofertas. Já os lances dos compradores são ordenados de maneira decrescente de preços, formando a curva de demandas.

O equilíbrio do mercado é definido pela interseção dessas duas curvas, seu valor é chamado preço de compensação do mercado, do inglês *market clearing price*, e representa o preço de 1 MWh adicional de energia. Sendo assim, são atendidas todas as ofertas de energia com o preço menor ou igual ao preço de compensação e todos os lances de demanda com o preço maior ou igual ao preço de compensação. Independente dos preços dos lances e ofertas atendidos, os vendedores recebem o preço de compensação de mercado por cada MWh produzido, e os compradores pagam o preço de compensação de mercado para cada MWh consumido (Conejo et al., 2010; Mayo, 2021). Esse modelo de leilão é chamado de Leilão com Participação Bilateral, sendo explicado no Capítulo 2 dessa dissertação.

Para a manutenção e operação do sistema de leilão, os mercados geralmente possuem um operador independente do sistema que garante, em tempo real, o equilíbrio instantâneo da oferta e da demanda de energia elétrica, fazendo o ajuste fino entre a geração e o consumo efetivos. O *social-welfare* quantifica o benefício geral que surge da negociação, sendo o total de pagamento a todos os participantes do leilão (Buygi et al., 2003; Gomes

and Saraiva, 2019).

Para incorporar as relações de ME no problema PET estático e estocástico, este trabalho propõe um método de otimização híbrida entre técnica de otimização clássica e meta-heurística, inspirado nos métodos apresentados em Da Silva et al. (2000), que consiste na decomposição do problema em dois subproblemas, investimento e operação. O subproblema de investimento é responsável por encontrar planos de expansão econômicos. Os planos de expansão são obtidos através da meta-heurística *Grey Wolf Optimizer* (GWO) adaptado para problemas com variáveis discretas conforme o trabalho (Rebello and de Oliveira, 2020). Os planos de expansão são limitados por um custo máximo de investimento anual. Já o subproblema de operação realiza a compensação de mercado buscando maximizar o *social-welfare* de cada cenário através de um modelo de fluxo de potência ótimo linearizado (OPFDC). É importante salientar que o objetivo dessa etapa é propor uma nova formulação para solução do problema de PET em mercados de energia considerando incertezas de geração eólica e lances de demanda, sendo assim, não será feita a comparação exaustiva entre as técnicas meta-heurísticas

5.2.1 Subproblema de Investimento

O subproblema de investimento busca por planos de expansão com baixo custo de investimento. Seu modelo matemático é apresentado em (5.1)-(5.3).

$$CI = \min_x \sum_{k \in \Omega_K} c_k \cdot x_k \quad (5.1)$$

sujeito a:

$$\sum_{k \in \Omega_K} c_k \cdot x_k \leq C^{max} \quad (5.2)$$

$$x_k \in [0; 1], \forall k \in \Omega_K \quad (5.3)$$

A função objetivo (5.1) minimiza o custo de investimento em novos reforços na transmissão. A restrição (5.2) impõe um limite de custo de investimento anual máximo. Já a restrição (5.3) representa a característica discreta da variável de expansão x , sendo assim: se $x_k = 1$, há investimento na linha k ; caso contrário, não ocorre investimento. Os planos de expansão são obtidos com uso da meta-heurística GWO adaptada para problemas binários, com o uso da função de transferência sigmoide modificada. O GWO foi selecionado para realizar esse subproblema devido aos excelentes resultados obtidos nos trabalhos Rebello and de Oliveira (2020), Nepomuceno et al. (2020) e Ghadimi et al. (2022).

5.2.2 Subproblema de Operação

O subproblema da operação consiste na solução do fluxo de potência ótimo linearizado considerando a atualização da topologia base da rede com o plano de expansão obtido com a solução do subproblema de investimento. A função objetivo busca maximizar o *social-welfare* anual a cada cenário w , respeitando as restrições operacionais e a demanda mínima horária a ser atendida. O modelo matemático do subproblema de operação é apresentado em (5.4)-(5.13).

$$SWA = \max \left(\alpha \left[\sum_{w \in \Omega W} \delta_w \left(\sum_{s \in \Omega S} \sum_{h \in \Omega H_s} \lambda D_{s,h} \cdot d_{s,h,w} - \sum_{s \in \Omega S} \sum_{b \in \Omega B_s} \lambda G_{s,b} \cdot g_{s,b,w} - \sum_{s \in \Omega S} R_s \cdot r_{s,w} \right) \right] \right) \quad (5.4)$$

sujeito a:

$$\sum_{b \in \Omega B_s} g_{s,b,w} - \sum_{l \in \Omega L_s} f_{l,w} + r_{s,w} = \sum_{h \in \Omega H_s} d_{s,h,w} \quad (5.5)$$

$$\forall s \in S, w \in W$$

$$f_{l,w} = b_l x_l (\theta_{fr(l),w} - \theta_{to(l),w}) \quad (5.6)$$

$$\forall l \in \Omega L, fr(l), to(l) \in \Omega S, w \in \Omega W$$

$$|f_{l,w}| \leq f_l^{max} \quad (5.7)$$

$$\forall l \in \Omega L, w \in \Omega W$$

$$0 \leq g_{s,b,w} \leq g_{s,b,w}^{max} \quad (5.8)$$

$$\forall s \in \Omega S, b \in \Omega B, w \in \Omega W$$

$$0 \leq d_{s,h,w} \leq d_{s,h,w}^{max} \quad (5.9)$$

$$\forall s \in \Omega S, h \in \Omega H, w \in \Omega W$$

$$0 \leq r_{s,w} \leq r_{s,w}^{max} \quad (5.10)$$

$$\forall s \in \Omega S, w \in \Omega W$$

$$\sum_{h \in \Omega H_s} d_{s,h,w} \geq d_{s,w}^{min} \quad (5.11)$$

$$\forall s \in \Omega S, h \in \Omega H, w \in \Omega W$$

$$-\pi \leq \theta_{s,w} \leq \pi \quad (5.12)$$

$$\forall s \in \Omega S, w \in \Omega W$$

$$\theta_{slack,w} = 0 \quad (5.13)$$

$$\forall w \in \Omega W$$

A função objetivo do subproblema de operação (5.4) busca maximizar o *social-welfare* médio nos cenários considerados, sendo expressa como a soma dos lances de energia elétrica multiplicado pelos seus respectivos preços, menos a soma das ofertas de geração de energia elétrica multiplicado pelos seus respectivos preços, menos o custo com corte de carga. O fator de ponderação α equivale a quantidade de horas em um ano, ou seja, são feitos 8760 leilões horários ao longo do ano. O peso do cenário δ representa a probabilidade do cenário ocorrer.

As restrições (5.5) e (5.6) representam, respectivamente, o balanço de potência ativa em cada barra do sistema e o fluxo de potência ativa em cada linha do sistema. A restrição de limite de fluxo de potência ativa é apresentado em (5.7). As restrições (5.8) e (5.9) estabelecem respectivamente os limites de energia atendidas dos blocos dos vendedores e dos compradores. Os limites de corte de carga são representados em (5.10). A restrição (5.11) impõe a mínima demanda a ser atendida em cada barra. Por fim, a restrição (5.12) impõem os limites os ângulos de tensão em cada barramento e cenário, enquanto a restrição (5.13) fixa o ângulo de tensão da barra de referência para cada cenário.

5.2.3 Função Fitness

A qualidade de cada plano de expansão é valorada com a integração dos subproblemas de investimento e de operação. O valor aptidão (*fitness*) de um plano de expansão é igual ao valor do *social-welfare* anual agregado de cada cenário, oriundo do subproblema de operação, menos o custo de investimento anualizado obtido no subproblema de investimento. Quanto maior for o valor aptidão melhor é o plano de expansão. Desta forma, o subproblema de operação realiza a maximização do *social-welfare* anual, enquanto o subproblema de investimento realiza a minimização dos custos com expansão. Em 5.14 é apresentado o modelo matemático para a obtenção do valor aptidão de um plano de expansão.

$$FIT = SWA - FRC \cdot CI \quad (5.14)$$

O custo de investimento anualizado se dá com a multiplicação entre o custo total de investimento do plano de expansão e o Fator de Recuperação de Capital (FRC). O FRC representa a porcentagem do investimento total que deve ser reembolsado anualmente pelo *social-welfare* anual agregado de cada cenário. Para calcular o FRC é necessário determinar uma taxa de juros anual J e um período para o retorno do investimento total com o plano de expansão t . O FRC é calculado como apresentado em 5.15.

$$FRC = \frac{J(1 + J^t)}{[(1 + J^t) - 1]} \quad (5.15)$$

Os planos de expansão que violam a restrição (5.2) do subproblema de investimento são devidamente penalizados.

O custo de corte de carga nas barras é devidamente alto, fazendo com que esses planos obtenham um valor SWA muito baixo, e conseqüentemente, um baixo valor de aptidão.

5.3 SIMULAÇÕES E RESULTADOS

A metodologia proposta é aplicada ao sistema modificado IEEE-RTS presente em de Paula et al. (2020). Esse sistema possui 24 barras e 41 ramos candidatos à expansão, sendo 34 ramos existentes na topologia original e 7 ramos novos. Considera-se que todas as linhas no mesmo ramo candidato são idênticas e que o número máximo de linhas por ramo seja três. As linhas de 230 kV possuem o custo de investimento de 120.000,00 \$/km, enquanto as linhas de 132 kV o custo de investimento de 70.000,00 \$/km (Subcommittee, 1979). A Figura 21 mostra o diagrama unifilar do sistema modificado considerando a inclusão de duas usinas eólicas nas barras 1 e 5, representadas pelo contorno em azul.

incluídas nas ofertas do leilão com o custo do montante de 29,0 \$/MWh, tal custo foi obtido de acordo com os dados de Lazard (2018). Neste caso, são considerados cenários de geração eólica, influenciando diretamente no leilão, visto que as plantas eólicas terão diferentes ofertas de geração para cada cenário. Também são considerado incertezas do crescimento da demanda, ou seja, estão incluídos nos cenários diferentes lances de demanda.

Tabela 18 – Previsões referentes ao mercado day-ahead para o problema PET

Barra	Ofertas dos vendedores			Preços das ofertas			Lances dos compradores			Preços dos lances		
	(MW)	(MW)	(MW)	(\$/MWh)	(\$/MWh)	(\$/MWh)	(MW)	(MW)	(MW)	(\$/MWh)	(\$/MWh)	(\$/MWh)
1	230	173	173	95	97	98	259	32,5	32,5	99	80	78
2	230	173	173	96	99	100	233	29	29	98	81	77
3	x	x	x	x	x	x	432	54	54	100	85	83
4	x	x	x	x	x	x	178	22	22	99	86	83
5	x	x	x	x	x	x	171	21	21	100	85	82
6	x	x	x	x	x	x	326	41	41	99	85	81
7	360	270	270	96	98	100	300	37,5	37,5	100	86	83
8	x	x	x	x	x	x	411	51	51	93	85	82
9	x	x	x	x	x	x	420	52,5	52,5	99	82	81
10	x	x	x	x	x	x	468	58,5	58,5	100	80	78
13	709	532	532	80	82	85	636	79,5	79,5	92	79	77
14	x	x	x	x	x	x	466	58	58	90	78	76
15	258	193,5	193,5	82	84	86	761	95	95	87	77	76
16	186	139,5	139,5	77	79	80	240	30	30	84	75	73
18	480	360	360	73	76	78	799	100	100	91	76	72
19	x	x	x	x	x	x	435	54	54	94	75	74
20	x	x	x	x	x	x	307	38,5	38,5	95	80	77
21	480	360	360	74	76	78	x	x	x	x	x	x
22	360	270	270	79	81	83	x	x	x	x	x	x
23	792	594	594	78	80	82	x	x	x	x	x	x

Em todos os casos é considerado que a demanda mínima a ser atendida em uma barra equivale a 90% da soma dos lances de demanda da mesma. Além disso, é considerado que em 25 anos ocorrerá o retorno financeiro do investimento com a expansão do sistema de transmissão considerando uma taxa de juros anual de 10%. Para os valores considerados, tem-se um Fator de Recuperação de Capital de aproximadamente 10%, ou seja, nos próximos 25 anos, o custo de investimento em novas linhas será reembolsado anualmente a uma taxa de aproximadamente 10% do investimento inicial total. Esse retorno, como já foi mencionado, se dá por meio do valor de *social-welfare* anual agregado de cada cenário.

Todas as simulações foram realizadas em um processador Intel Core i7 com 2,7 GHz. Os códigos foram implementados utilizando o software MATLAB®. Nos dois casos de estudo, foi utilizada uma população composta por 50 indivíduos (lobos), e o critério de parada adotado foi um número máximo de 50 iterações. Foram realizadas 50 simulações para o Caso 1 e 50 simulações para o Caso 2.

Os cenários de geração eólica e demanda apresentados na Tabela 19 foram obtidos com a utilização do algoritmo *k-means* fazendo uso das séries históricas de despacho eólico e demanda apresentada em Leite da Silva et al. (2012). O *k-means* agrupa observações similares das séries históricas em grupos, reduzindo drasticamente o número de avaliações da operação da rede necessárias para considerar as incertezas de curto-prazo inerentes ao

comportamento dos ventos e consumidores. Cada um dos cenários representa um número significativo de horas durante um típico ano de funcionamento da rede. Os diferentes cenários são ponderados na função objetivo do subproblema de operação para considerar corretamente sua relevância relativa. Portanto, os cenários que representam situações que ocorrem com muita frequência recebem pesos (probabilidade) mais altos. Os fatores de demanda representam as incertezas das variações dos blocos de demanda licitados pelos compradores em cada cenário.

Tabela 19 – Cenários considerados ao longo de um ano para o problema PET

Cenário (w)	Fator de geração eólica na barra 1	Fator de geração eólica na barra 15	Fator de demanda	Probabilidade do cenário ocorrer (δ)	Quantidade de horas do ano
1	0,0567	0,0720	0,5382	0,1470	1288,0
2	0,1825	0,2085	0,5377	0,1443	1264,0
3	0,3162	0,3433	0,5061	0,1153	1010,0
4	0,4593	0,4828	0,5133	0,1102	965,0
5	0,9312	0,9288	0,4894	0,0999	875,0
6	0,6283	0,6419	0,4966	0,0981	859,0
7	0,7742	0,7820	0,5140	0,0930	815,0
8	0,0898	0,1066	0,7949	0,0862	755,0
9	0,3235	0,3411	0,7409	0,0624	547,0
10	0,5589	0,5701	0,6784	0,0436	382,0

5.3.1 CASO 1: Cenário Único

Neste caso é investigado o impacto da limitação do máximo custo de investimento anual na maximização do *social-welfare*. Para isso são considerados cinco valores para o máximo orçamento anual com expansão da rede, sendo eles de 15, 30, 45, 60 milhões de dólares e sem o limite de máximo custo de investimento anual. Foram feitas 50 simulações para cada valor, considerando uma população composta por 50 indivíduos evoluindo por 50 iterações. Neste caso é considerado um único cenário de leilão ao longo das 8760 horas do ano.

A Tabela 20 apresenta a melhor solução encontrada para cada valor de máximo custo de investimento anual. A segunda coluna refere-se ao plano de expansão encontrado. Para o valor de máximo investimento anual de 45 milhões de dólares, a melhor solução consiste na construção de uma linha entre as barras 3-24, 8-9, 10-12, 12-13, 14-16, 15-24, 16-17, 17-18 e duas linhas entre as barras 6-10. Pode-se observar que quanto maior o investimento anual possível com a expansão, maior é o *social-welfare* anual. Com o aumento da capacidade da rede, um número maior de transações pode ser realizado de maneira segura, sem a ocorrência de congestionamentos e assim, ofertas de energia mais baratas podem ser atendidas. As colunas 6 e 7 representam o percentual do total de ofertas e lances atendidos, respectivamente.

Por outro lado, é interessante observar que nas situações de investimento anual

máximo de 15, 30, 45 e 60 milhões de dólares, os percentuais foram os mesmos, entretanto os valores de *social-welfare* anual são distintos. Esses dados informam que mesmo sendo negociado a mesma quantidade de energia, quanto maior o investimento com a expansão rede, maior a capacidade de transporte de energia, o que permite que as ofertas de blocos de energia mais baratos sejam atendidas ao final do leilão.

Tabela 20 – Resultados obtidos no Caso 1 do problema PET

Investimento anual Máximo (M\$)	Plano de expansão	Investimento anual (M\$)	SWA (M\$)	Valor Aptidão (M\$)	Ofertas Atendida (%)	Lances Atendidos (%)
15	6-10, 7-8, 10-12, 11-13	14,80	723,43	708,63	75,33	90,00
30	3-24, 6-10, 10-12, 14-16, 15-24, 16-17, 17-18	9,80	779,08	49,28	75,33	90,00
45	3-24, 6-10 (2), 8-9, 10-12, 12-13, 14-16, 15-24, 16-17, 17-18	42,30	816,89	774,59	75,33	90,00
60	3-24, 4-9, 5-10, 6-10 (2), 8-10, 10-11, 10-12 (2), 12-13, 14-16, 15-24, 16-17, 17-18	7,30	851,08	793,78	75,33	90,00
infinito	6-10 (2), 7-8, 8-9 (2), 8-10, 9-11, 10-11, 10-12 (2), 11-13, 12-23, 14-16, 15-24, 16-17 (2), 17-18 (2)	91,50	910,83	819,33	75,75	90,50

As figuras 22 e 23 mostram a quantidade de MWh atendida de cada bloco ofertado pelos compradores ao final de um leilão horário, para o custo de investimento anual máximo de 15 milhões de dólares e 60 milhões de dólares, respectivamente.

Nestas figuras, cada barra representa um bloco de energia ofertado, onde $g(1, 1)$ representa o primeiro bloco de energia ofertado na barra 1, ou seja, $g(1, 1)$ refere-se ao bloco de energia de 230 MWh ofertado por 95,00 \$/MWh, conforme a tabela 18. Para facilitar a compreensão, o valor de cada bloco de energia ofertado é posto em cima de cada barra. Comparando as figuras 22 e 23, é possível notar que a expansão mais cara, investimento anual máximo de 60 milhões de dólares, permitiu que blocos de energias mais baratos fossem negociados devido ao aumento da capacidade de transporte da rede.

5.3.2 CASO 2: Cenários Diferentes

O Caso 2 considera os cenários apresentados na Tabela 19. Foram feitas 25 simulações, considerando novamente 50 indivíduos e 50 gerações. Para esse caso não se aplica a restrição de máximo investimento anual com a expansão. A Tabela 21 apresenta o melhor resultado obtido para estas condições. O melhor plano de expansão encontrado possui o custo de investimento anual de 15,80 milhões de dólares e um valor de *social-welfare* anual agregado de cada cenário de 902,5 milhões de dólares. O plano de expansão consiste na construção de uma linha entre as barras 6-10, 10-12, 14-16, 1-8, e duas linhas entre as barras 1-2.

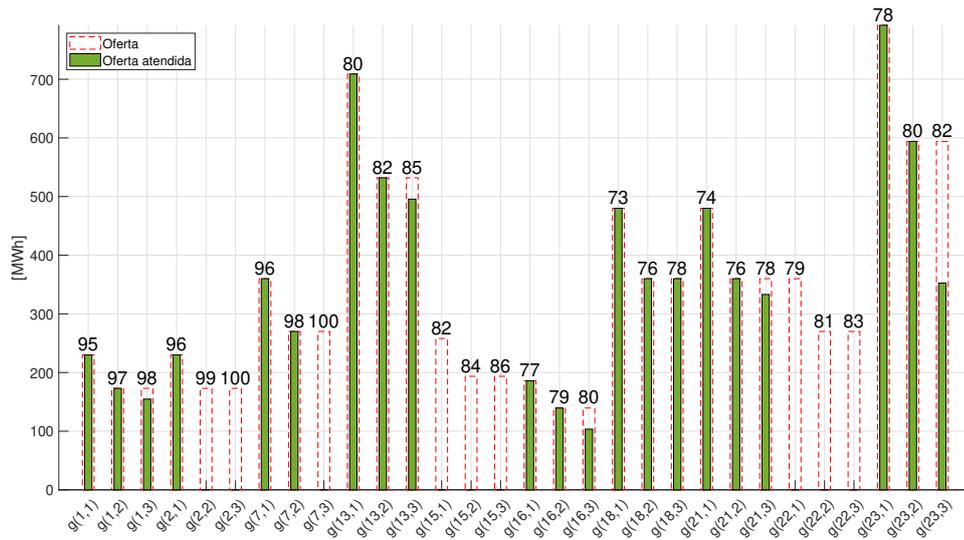


Figura 22 – Ofertas atendidas com investimento anual máximo de 15 \$M

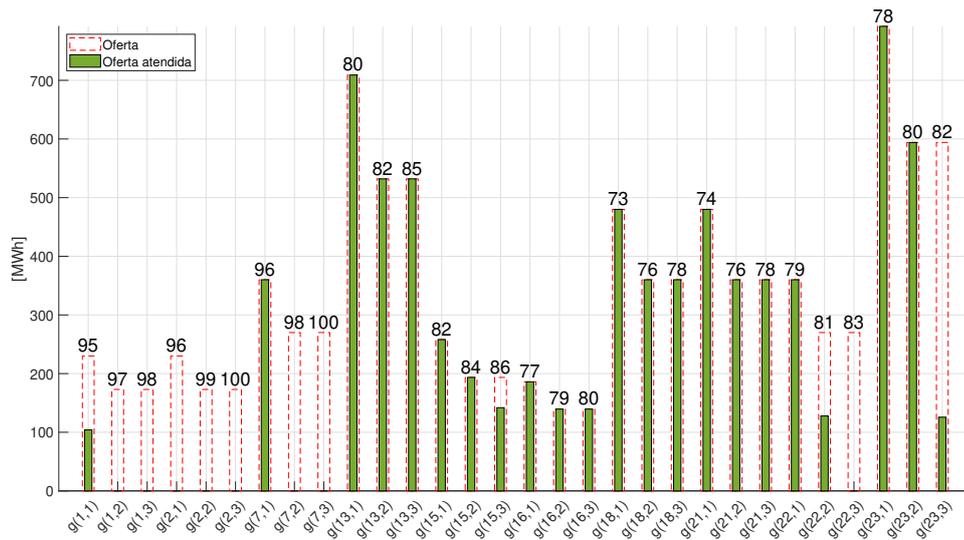


Figura 23 – Ofertas atendidas com investimento anual máximo de 60 \$M

Tabela 21 – Resultados obtidos no Caso 2 do problema PET

Invest. Anual Máximo (M\$)	Plano de Expansão	Investimento Anual (M\$)	SWA Médio (M\$)	Valor Aptidão (M\$)
infinito	1-2 (2), 6-10, 10-12, 14-16, 1-8	15,80	902,5	886,77

A Tabela 22 apresenta a quantidade total de energia ofertada pelos vendedores e demandada, pelos compradores. Além disso, as colunas 5 e 6 demonstram a porcentagem atendida do total de energia ofertada e licitada respectivamente. A integração de plantas de energia eólica resultou no aumento da capacidade de geração do sistema, sendo assim,

uma quantidade maior de energia pode ser vendida.

De maneira semelhante, as incertezas do crescimento da demanda influenciaram na demanda total, na quantidade de energia total demandada pelos compradores. Pode-se notar que cada cenário possui o equilíbrio de mercado distinto, visto que o *social-welfare* anual, a porcentagem de ofertas atendidas e a porcentagem de lances atendidos são diferentes.

No cenário 1, cenário com maior probabilidade de ocorrência ao longo das 8760 horas do ano, o plano de expansão obtido fornece um *social-welfare* anual de 966,31 milhões de dólares, onde foram atendidos 90,87% do total de energia demanda pelos compradores, e 40,48% do total de energia ofertada pelos vendedores. Já no cenário 10, cenário com menor probabilidade de ocorrência, foram atendidos 90,03% do total de energia demandada pelos compradores e 46,41 % do total de energia oferta pelos vendedores, resultando no *social-welfare* de 1298,11 milhões de dólares.

Comparando os resultados dos cenários para o mesmo plano de expansão, podemos perceber a influência das incertezas pertinentes à intermitência de fontes renováveis e ao crescimento da demanda no valor do *social-welfare*. Sendo assim, fica clara a importância de sua consideração pelo Operador do Sistema de Transmissão nos estudos de planejamento da expansão da rede de transmissão. Com o aumento da integração de fontes renováveis nos mercados de energia, o planejador do sistema de transmissão deve ficar atento às incertezas de geração desses participantes, visto que uma representação errônea das incertezas pode acarretar em planos de expansão não condizentes com a realidade do mercado.

Tabela 22 – Análise dos cenários com a melhor solução encontrada no Caso 2 do problema PET

Cenário w	Total Lances (MWh)	Ofertas Total (MWh)	SWA (M\$)	Lances Atendidos (%)	Ofertas Atendidos (%)
1	4602,01	10331,51	696.31	90,87	40.48
2	4597,47	10571,47	822.44	91,96	39.99
3	4327,01	10818,25	917.60	92,93	37.17
4	4388,49	11078,69	1056,23	92,87	36.79
5	4184,29	11926,43	1459.50	94,75	33.24
6	4245,89	11381,80	1191.86	93,01	34.69
7	4394,93	11645,74	1342.33	92,87	35.05
8	6796,64	10393,60	871.74	90,00	58.85
9	6334,96	10824,15	1102.07	90,01	52.67
10	58070,0	11252,36	1298.11	90,03	46.41

5.4 CONCLUSÕES

Este capítulo apresentou um método híbrido para solucionar o problema do planejamento da expansão da transmissão estático e estocástico, considerando características de mercado de energia, incertezas com geração eólica e crescimento de demanda. Alguns pontos podem ser enfatizados:

- A solução do problema em dois níveis, investimento e operação, mostrou-se eficiente para direcionar as decisões imposta em um mercado de energia;
- Foi investigado o impacto da limitação do custo máximo de investimento anual, considerando um único cenário de leilão. Os resultados evidenciaram a relação entre o custo de investimento em expansão e a facilitação da comercialização de energia elétrica. Pôde-se observar que maiores valores de limite de investimento anual permitem o atendimento, ao final do leilão, de vendedores de energia com preços mais baixos.
- Foram inseridas incertezas com geração eólica e crescimento da demanda. Desta forma, diferentes cenários de leilão em pool foram considerados no problema. Os resultados mostraram que cada cenário obteve um resultado diferente do leilão para o mesmo plano de expansão. Isso mostra a importância da consideração de incertezas em mercados de energia com alta penetração de fontes renováveis.

Os resultados apresentados mostram que a metodologia proposta é condizente com o esperado, minimização dos investimentos com expansão e maximização do *social – welfare* considerando estocasticidade no lado dos vendedores e nos compradores. Sendo assim, a metodologia pode ser utilizadas para aplicação em sistemas reais. Embora ainda não seja completamente utilizado no Brasil, a metodologia proposta gera uma discussão em torno do problema que poderá auxiliar decisões de participantes de leilão.

6 CONCLUSÕES FINAIS

Esta dissertação apresentou uma abordagem do Planejamento da Expansão da Transmissão de Energia Elétrica e do *Profit-Based Unit Commitment* (PBUC) considerando um Mercado Atacadista de Energia Elétrica descentralizado. Para ambas as aplicações, foram utilizadas meta-heurísticas modificadas para a otimização dos problemas.

Com base nos resultados obtidos nas simulações referentes ao PBUC, destacam-se os seguintes pontos:

- A abordagem híbrida de meta-heurísticas e lista de prioridade foi eficiente para resolver o problema de PBUC.
- Sistemas com 10 e 100 unidades termoeletricas foram utilizados para comprovar a eficiência das meta-heurísticas (AG, AGMO, AGMU, GWO, WOA, HHO e NPO).
- As adaptações feitas ao AG, AGMO e AGMU, foram competitivas e apresentaram melhor desempenho em comparação às outras meta-heurísticas. Destacou-se o AGMO como o método mais eficaz, obtendo a melhor solução e o melhor desempenho estatístico em todos os casos.
- A convergência da técnica de Lista de Prioridade na solução do despacho econômico é excepcionalmente rápida, tornando viável a utilização da estratégia híbrida apresentada na dissertação. Adicionalmente, a técnica de Lista de Prioridade apresentou resultados extremamente próximos aos despachos obtidos pela técnica de otimização de programação quadrática, o que reforça ainda mais a viabilidade e a eficácia do seu uso.

Quanto ao planejamento da expansão da rede de transmissão, este trabalho apresentou uma proposta para a formulação estocástica para obtenção de planos de expansão considerando as incertezas de geração intermitente e de demanda solicitada nos mercados.

O método proposto baseou-se em uma técnica híbrida entre meta-heurística e programação linear, que busca maximizar o bem-estar social do mercado competitivo e assegurar uma expansão econômica da rede considerando as limitações técnicas da rede ao planejar sua expansão.

Os resultados mostraram que os limites para o investimento na expansão da rede impactam positivamente a competitividade do mercado, estimulando a entrada de novos participantes e reduzindo os preços da energia para os consumidores.

6.1 CONTRIBUIÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Em relação ao problema de *Profit-Based Unit Commitment* as seguintes sugestões para trabalhos futuros são indicadas:

- Desenvolver técnicas eficientes e rápidas para o tratamento das restrições de rampas operacionais na alocação de reserva e no despacho de potência. É crucial encontrar soluções eficientes, uma vez que a consideração destas restrições aumenta significativamente o tempo de execução computacional dos métodos convencionais.
- Investigar e propor alternativas para a consideração do custo associado às válvulas das unidades termelétricas. A inclusão desse custo no modelo, muitas vezes, resulta na não-convexidade do problema. Por isso, é importante o desenvolvimento de estratégias robustas que permitam a utilização de sua formulação de forma efetiva e sem prejudicar a solução ótima do problema.
- Propor uma formulação ao PBUC que contemple a inclusão de contratos bilaterais e a comercialização no mercado do dia seguinte.
- Propor uma abordagem estocástica para a inclusão de fontes de geração intermitentes, como eólica e solar fotovoltaica, na malha de uma empresa de geração.

Por outro lado, as seguintes sugestões para trabalhos futuros são indicadas para o problema de Planejamento da Expansão da Transmissão em Mercados de Eletricidade:

- Investigar e desenvolver métricas de desempenho para a avaliação dos mercados de eletricidade, a fim de incluí-las no processo de planejamento da transmissão elétrica. Essas métricas permitirão uma avaliação objetiva do funcionamento dos mercados, o que pode ser útil para otimizar o planejamento da transmissão.
- Considerar critérios de segurança e contingências na formulação do planejamento.
- Propor uma abordagem de planejamento dinâmico da expansão da transmissão, levando em consideração os contratos de energia a longo prazo e as incertezas relacionadas à disponibilidade de fontes de geração intermitentes, bem como a localização geográfica de futuros empreendimentos de geração

REFERÊNCIAS

- Mohamed Abdel-Basset, Laila Abdel-Fatah, and Arun Kumar Sangaiah. Metaheuristic algorithms: A comprehensive review. *Computational intelligence for multimedia big data on the cloud with engineering applications*, pages 185–231, 2018.
- Hamdi Abdi. Profit-based unit commitment problem: A review of models, methods, challenges, and future directions. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 138:110504, 2021.
- Prachi Agrawal, Hattan F Abutarboush, Talari Ganesh, and Ali Wagdy Mohamed. Metaheuristic algorithms on feature selection: A survey of one decade of research (2009-2019). *Ieee Access*, 9:26766–26791, 2021.
- Victor Ahlqvist, Pär Holmberg, and Thomas Tangerås. A survey comparing centralized and decentralized electricity markets. *Energy Strategy Reviews*, 40:100812, 2022.
- Zakariya Mahmoud Al-Hamouz and Ali Sadiq Al-Faraj. Transmission-expansion planning based on anon-linear programming algorithm. *Applied energy*, 76(1-3):169–177, 2003.
- Hamzeh Mohammad Alabool, Deemah Alarabiat, Laith Abualigah, and Ali Asghar Heidari. Harris hawks optimization: a comprehensive review of recent variants and applications. *Neural Computing and Applications*, 33:8939–8980, 2021.
- Pathom Attaviriyanyupap, Hiroyuki Kita, Eiichi Tanaka, and Jun Hasegawa. A hybrid lr-ep for solving new profit-based uc problem under competitive environment. *IEEE Transactions on power systems*, 18(1):229–237, 2003.
- M Bavafa, N Navidi, and H Monsef. A new approach for profit-based unit commitment using lagrangian relaxation combined with ant colony search algorithm. In *2008 43rd International Universities Power Engineering Conference*, pages 1–6. IEEE, 2008.
- Adline K Bikeri, Christopher M Muriithi, and Peter K Kihato. A review of unit commitment in deregulated electricity markets. In *Proceedings of the Sustainable Research and Innovation Conference*, pages 9–13, 2022.
- Christian Blum and Andrea Roli. Metaheuristics in combinatorial optimization: Overview and conceptual comparison. *ACM computing surveys (CSUR)*, 35(3):268–308, 2003.
- M Oloomi Buygi, H Modir Shanechi, G Balzer, and M Shahidehpour. Transmission planning approaches in restructured power systems. In *2003 IEEE Bologna Power Tech Conference Proceedings*, volume 2, pages 7–pp. IEEE, 2003.
- Adriana F Campos, Marcelle C T de Brito, and Camila C Martins. *Mercado Atacadista de Energia Elétrica*. Synergia, 2021.
- Zhongfei Chen, Peng Yu, Yang Bai, Sijie Liu, Hui Song, Long Wang, and Zhicong Nie. Overview of transmission expansion planning in the market environment. *Energy Reports*, 8:662–670, 2022.
- Gianfranco Chicco and Andrea Mazza. Metaheuristic optimization of power and energy systems: underlying principles and main issues of the ‘rush to heuristics’. *energies*, 13(19): 5097, 2020.

C Christopher Columbus and Sishaj P Simon. Profit based unit commitment: A parallel abc approach using a workstation cluster. *Computers & Electrical Engineering*, 38(3): 724–745, 2012.

Antonio J Conejo, Miguel Carrión, Juan M Morales, et al. *Decision making under uncertainty in electricity markets*, volume 1. Springer, 2010.

Erik Cuevas and Alma Rodríguez. *Metaheuristic computation with MATLAB®*. CRC Press, 2020.

Edson Luiz Da Silva, Hugo Alejandro Gil, and Jorge Mauricio Areiza. Transmission network expansion planning under an improved genetic algorithm. *IEEE Transactions on Power Systems*, 15(3):1168–1174, 2000.

Sebastián De La Torre, Antonio J Conejo, and Javier Contreras. Transmission expansion planning in electricity markets. *IEEE transactions on power systems*, 23(1):238–248, 2008.

Arthur N de Paula, Edimar J de Oliveira, Leonardo W de Oliveira, and Leonardo M Honório. Robust static transmission expansion planning considering contingency and wind power generation. *Journal of Control, Automation and Electrical Systems*, 31: 461–470, 2020.

Sayed Yaser Derakhshandeh, Mohammad Esmail Hamedani Golshan, and Mohammad AS Masoum. Profit-based unit commitment with security constraints and fair allocation of cost saving in industrial microgrids. *IET Science, Measurement & Technology*, 7(6): 315–325, 2013.

S Chitra Selvi RP Kumudini Devi and C Christober Asir Rajan. A hybrid approaches for the profit based unit commitment problem in the deregulated markets. *Journal of Electrical Engineering*, 9(3):35–41, 2009.

Jatinder Singh Dhaliwal and JS Dhillon. Profit based unit commitment using memetic binary differential evolution algorithm. *Applied soft computing*, 81:105502, 2019.

S Dhanalakshmi, S Kannan, and K Mahadevan. Market modes for deregulated environment—a review. In *2011 International Conference on Emerging Trends in Electrical and Computer Technology*, pages 82–87. IEEE, 2011.

Marco Dorigo, Vittorio Maniezzo, and Alberto Colorni. Ant system: optimization by a colony of cooperating agents. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 26(1):29–41, 1996.

Yury Dvorkin, Ricardo Fernandez-Blanco, Yishen Wang, Bolun Xu, Daniel S Kirschen, Hrvoje Pandžić, Jean-Paul Watson, and Cesar A Silva-Monroy. Co-planning of investments in transmission and merchant energy storage. *IEEE Transactions on Power Systems*, 33(1):245–256, 2017.

Absalom E Ezugwu, Amit K Shukla, Rahul Nath, Andronicus A Akinyelu, Jeffery O Agushaka, Haruna Chiroma, and Pranab K Muhuri. Metaheuristics: a comprehensive overview and classification along with bibliometric analysis. *Artificial Intelligence Review*, 54:4237–4316, 2021.

- Hossam Faris, Ibrahim Aljarah, Mohammed Azmi Al-Betar, and Seyedali Mirjalili. Grey wolf optimizer: a review of recent variants and applications. *Neural computing and applications*, 30:413–435, 2018.
- Thomas A Feo and Mauricio GC Resende. Greedy randomized adaptive search procedures. *Journal of global optimization*, 6:109–133, 1995.
- Alexander Galetovic and Cristián M Muñoz. Regulated electricity retailing in chile. *Energy policy*, 39(10):6453–6465, 2011.
- Lina P Garcés, Antonio J Conejo, Raquel García-Bertrand, and Rubén Romero. A bilevel approach to transmission expansion planning within a market environment. *IEEE Transactions on Power Systems*, 24(3):1513–1522, 2009.
- Zong Woo Geem, Joong Hoon Kim, and Gobichettipalayam Vasudevan Loganathan. A new heuristic optimization algorithm: harmony search. *simulation*, 76(2):60–68, 2001.
- Michel Gendreau and Jean-Yves Potvin. Metaheuristics in combinatorial optimization. *Annals of Operations Research*, 140:189–213, 2005.
- Pavlos S Georgilakis. Genetic algorithm model for profit maximization of generating companies in deregulated electricity markets. *Applied Artificial Intelligence*, 23(6):538–552, 2009.
- M Jabbari Ghadi and A Baghrmian. A new heuristic method for solving unit commitment problem in competitive environment. *International Journal of Soft Computing and Engineering*, 2(6):2231–2307, 2013.
- Ali Asghar Ghadimi, Mohammad Amani, Mohammad Bayat, Saeid Ahmadi, Mohammad Reza Miveh, and Francisco Jurado. Stochastic transmission expansion planning in the presence of wind farms considering reliability and n-1 contingency using grey wolf optimization technique. *Electrical Engineering*, 104(2):727–740, 2022.
- Fred Glover. Future paths for integer programming and links to artificial intelligence. *Computers Operations Research*, 13(5):533 – 549, 1986. Applications of Integer Programming.
- Phillipe Vilaca Gomes and Joao Tome Saraiva. State-of-the-art of transmission expansion planning: A survey from restructuring to renewable and distributed electricity markets. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 111:411–424, 2019.
- José Luís Pinheiro Gonçalves. *Modelos para a comercialização de energia elétrica em ambiente de mercado*. PhD thesis, 2013.
- Pierre Hansen and Nenad Mladenović. *An introduction to variable neighborhood search*. Springer, 1999.
- Ali Asghar Heidari, Seyedali Mirjalili, Hossam Faris, Ibrahim Aljarah, Majdi Mafarja, and Huijing Chen. Harris hawks optimization: Algorithm and applications. *Future generation computer systems*, 97:849–872, 2019.
- John H Holland. Genetic algorithms. *Scientific american*, 267(1):66–73, 1992.

Manisha Hooda, YK Awasthi, Niharika Thakur, and AS Siddiqui. Profit based unit commitment problem solving using hybrid cuckoo-gwo algorithm. In *Journal of Physics: Conference Series*, volume 1478, page 012015. IOP Publishing, 2020.

Sally Hunt. *Making competition work in electricity*, volume 146. John Wiley & Sons, 2002.

Ali Husseinzadeh Kashan. League championship algorithm: a new algorithm for numerical function optimization. In *2009 international conference of soft computing and pattern recognition*, pages 43–48. IEEE, 2009.

Sourabh Katoch, Sumit Singh Chauhan, and Vijay Kumar. A review on genetic algorithm: past, present, and future. *Multimedia Tools and Applications*, 80:8091–8126, 2021.

Spyros A Kazarlis, AG Bakirtzis, and Vassilios Petridis. A genetic algorithm solution to the unit commitment problem. *IEEE transactions on power systems*, 11(1):83–92, 1996.

James Kennedy and Russell Eberhart. Particle swarm optimization. In *Proceedings of ICNN'95-international conference on neural networks*, volume 4, pages 1942–1948. IEEE, 1995.

Scott Kirkpatrick, C Daniel Gelatt Jr, and Mario P Vecchi. Optimization by simulated annealing. *science*, 220(4598):671–680, 1983.

Daniel S Kirschen and Goran Strbac. *Fundamentals of power system economics*. John Wiley & Sons, 2018.

R Ashok Kumar, K Asokan, and S Ranjith Kumar. Optimal scheduling of generators to maximize gencos profit using lr combined with abc algorithm in deregulated power system. In *2013 International Conference on Computation of Power, Energy, Information and Communication (ICCPEIC)*, pages 75–83. IEEE, 2013.

Vineet Kumar, Ram Naresh, and Amita Singh. Investigation of solution techniques of unit commitment problems: A review. *Wind Engineering*, 45(6):1689–1713, 2021.

Vineet Kumar, R Naresh, Veena Sharma, and V Kumar. Generation scheduling considering emissions in cost-based unit commitment problem. In *Renewable Energy Towards Smart Grid*, pages 209–224. Springer, 2022.

K Lakshmi and S Vasantharathna. Hybrid artificial immune system approach for profit based unit commitment problem. *Journal of Electrical Engineering and Technology*, 8(5): 959–968, 2013.

Lazard. Lazard's leveled cost of energy analysis - version 12. Online, 2018.

A. M. Leite da Silva, L. A. d. F. Manso, W. d. S. Sales, S. A. Flavio, G. J. Anders, and L. C. de Resende. Chronological power flow for planning transmission systems considering intermittent sources. *IEEE Transactions on Power Systems*, 27(4):2314–2322, 2012.

Tao Li and Mohammad Shahidehpour. Price-based unit commitment: A case of lagrangian relaxation versus mixed integer programming. *IEEE transactions on power systems*, 20(4):2015–2025, 2005.

Manuel V Loureiro, Kristen R Schell, João Claro, and Paul Fischbeck. Renewable integration through transmission network expansion planning under uncertainty. *Electric Power Systems Research*, 165:45–52, 2018.

- Sara Lumbreras, Hamdi Abdi, Andrés Ramos, et al. *Transmission Expansion Planning: The Network Challenges of the Energy Transition*. Springer, 2021.
- Meisam Mahdavi, Carlos Sabillon Antunez, Majid Ajalli, and Rubén Romero. Transmission expansion planning: Literature review and classification. *IEEE Systems Journal*, 13(3):3129–3140, 2018.
- Timothy Trent Maifeld and Gerald B Sheble. Genetic-based unit commitment algorithm. *IEEE Transactions on Power systems*, 11(3):1359–1370, 1996.
- Roberto Mayo. *Mercados de Eletricidade*. Synergia, 2021.
- Seyedali Mirjalili and Andrew Lewis. The whale optimization algorithm. *Advances in engineering software*, 95:51–67, 2016.
- Seyedali Mirjalili, Seyed Mohammad Mirjalili, and Andrew Lewis. Grey wolf optimizer. *Advances in engineering software*, 69:46–61, 2014.
- Luis Montero, Antonio Bello, and Javier Reneses. A review on the unit commitment problem: Approaches, techniques, and resolution methods. *Energies*, 15(4):1296, 2022.
- Narayanasamy Muralikrishnan, Luke Jebaraj, and Charles Christober Asir Rajan. A comprehensive review on evolutionary optimization techniques applied for unit commitment problem. *IEEE Access*, 8:132980–133014, 2020.
- Ayani Nandi and Vikram Kumar Kamboj. A new solution to profit based unit commitment problem considering pevs/bevs and renewable energy sources. In *E3S Web of Conferences*, volume 184, page 01070. EDP Sciences, 2020.
- Ayani Nandi, Vikram Kumar Kamboj, and Megha Khatri. Metaheuristics approaches to profit based unit commitment for gencos. *Materials Today: Proceedings*, 60:1874–1881, 2022.
- Lucas S Nepomuceno, Arthur N de Paula, and Edimar J de Oliveira. Planejamento da transmissão via meta-heurística híbrida. *Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos-SBSE*, 1(1), 2020.
- Jeng-Shyang Pan, Pei Hu, Václav Snášel, and Shu-Chuan Chu. A survey on binary metaheuristic algorithms and their engineering applications. *Artificial Intelligence Review*, pages 1–67, 2022.
- Bikal Kumar Pokharel, GB Shrestha, TT Lie, and S-E Fleten. Price based unit commitment for gencos in deregulated markets. In *IEEE Power Engineering Society General Meeting, 2005*, pages 428–433. IEEE, 2005.
- RPB Poubel, EJ De Oliveira, LAF Manso, LM Honório, and LW Oliveira. Tree searching heuristic algorithm for multi-stage transmission planning considering security constraints via genetic algorithm. *Electric Power Systems Research*, 142:290–297, 2017.
- I Jacob Raglend, C Raghuvver, G Rakesh Avinash, Narayana Prasad Padhy, and DP Kothari. Solution to profit based unit commitment problem using particle swarm optimization. *Applied Soft Computing*, 10(4):1247–1256, 2010.

B Rampriya, K Mahadevan, and S Kannan. Unit commitment in deregulated power system using lagrangian firefly algorithm. In *2010 international conference on communication control and computing technologies*, pages 389–393. IEEE, 2010.

Nadim Rana, Muhammad Shafie Abd Latiff, Shafi'i Muhammad Abdulhamid, and Haruna Chiroma. Whale optimization algorithm: a systematic review of contemporary applications, modifications and developments. *Neural Computing and Applications*, 32:16245–16277, 2020.

Gustavo Rebello and Edimar José de Oliveira. Modified binary grey wolf optimizer. In *Frontier Applications of Nature Inspired Computation*, pages 148–179. Springer, 2020.

K Srikanth Reddy, Lokesh Kumar Panwar, Rajesh Kumar, and BK Panigrahi. Binary fireworks algorithm for profit based unit commitment (pbuc) problem. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 83:270–282, 2016.

K Srikanth Reddy, Lokesh Kumar Panwar, BK Panigrahi, and Rajesh Kumar. A new binary variant of sine–cosine algorithm: Development and application to solve profit-based unit commitment problem. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 43(8):4041–4056, 2018.

Srikanth Reddy, Lokesh Kumar Panwar, Bijaya K Panigrahi, Rajesh Kumar, and Ameena Alsumaiti. Binary grey wolf optimizer models for profit based unit commitment of price-taking genco in electricity market. *Swarm and evolutionary computation*, 44:957–971, 2019.

Srikanth Reddy K, Lokesh Panwar, BK Panigrahi, and Rajesh Kumar. Binary whale optimization algorithm: a new metaheuristic approach for profit-based unit commitment problems in competitive electricity markets. *Engineering Optimization*, 51(3):369–389, 2019.

Charles W Richter and Gerald B Sheble. A profit-based unit commitment ga for the competitive environment. *IEEE Transactions on Power systems*, 15(2):715–721, 2000.

Roberto Rockmann. *20 anos do mercado brasileiro de energia elétrica*. Câmara de Comercialização de Energia Elétrica CCEE, 2019.

Sinan Q Salih and AbdulRahman A Alsewari. A new algorithm for normal and large-scale optimization problems: Nomadic people optimizer. *Neural Computing and Applications*, 32:10359–10386, 2020.

Devnath Shah and Saibal Chatterjee. A comprehensive review on day-ahead electricity market and important features of world's major electric power exchanges. *International Transactions on Electrical Energy Systems*, 30(7):e12360, 2020.

Mohammad Shahidehpour, Hatim Yamin, and Zuyi Li. *Market operations in electric power systems: forecasting, scheduling, and risk management*. John Wiley & Sons, 2003.

PK Singhal, R Naresh, V Sharma, and GK Nadakuditi. Generator scheduling under competitive environment using genetic algorithm. *International Journal of Engineering, Science and Technology*, 7(3):24–32, 2015a.

- Prateek Kumar Singhal, Ram Naresh, and Veena Sharma. Binary fish swarm algorithm for profit-based unit commitment problem in competitive electricity market with ramp rate constraints. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 9(13):1697–1707, 2015b.
- MJ Sirizi, MM Ardehali, and ME Nazari. A new approach for solving profit-based unit commitment problem in competitive electricity market. *International Review of Electrical Engineering (IREE)*, 5(3):1307–1316, 2010.
- Helena Stegherr, Michael Heider, and Jörg Hähner. Classifying metaheuristics: Towards a unified multi-level classification system. *Natural Computing*, 21(2):155–171, 2022.
- Probability Methods Subcommittee. Ieee reliability test system. *IEEE Transactions on power apparatus and systems*, (6):2047–2054, 1979.
- T Venkatesan and MY Sanavullah. Sfla approach to solve pbuc problem with emission limitation. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 46:1–9, 2013.
- Alexandre Guedes Viana. *Leilões como mecanismo alocativo para um novo desenho de mercado no Brasil*. PhD thesis, Universidade de São Paulo, 2018.
- Jianxiao Wang, Haiwang Zhong, Qing Xia, and Chongqing Kang. Transmission network expansion planning with embedded constraints of short circuit currents and n-1 security. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, 3(3):312–320, 2015.
- Yuan Xiaohui, Yuan Yanbin, Wang Cheng, and Zhang Xiaopan. An improved pso approach for profit-based unit commitment in electricity market. In *2005 IEEE/PES Transmission & Distribution Conference & Exposition: Asia and Pacific*, pages 1–4. IEEE, 2005.
- HY Yamin. Profit-based unit commitment for gencos in a deregulated power market. *European transactions on electrical power*, 14(5):321–330, 2004.
- HY Yamin and SM Shahidehpour. Unit commitment using a hybrid model between lagrangian relaxation and genetic algorithm in competitive electricity markets. *Electric Power Systems Research*, 68(2):83–92, 2004.
- Xin-She Yang. *Engineering optimization: an introduction with metaheuristic applications*. John Wiley & Sons, 2010.
- Xiaohu Zhang, Di Shi, Zhiwei Wang, Zhe Yu, Xinan Wang, Desong Bian, and Kevin Tomsovic. Bilevel optimization based transmission expansion planning considering phase shifting transformer. In *2017 North American power symposium (NAPS)*, pages 1–6. IEEE, 2017.
- Xuan Zhang and Antonio J Conejo. Robust transmission expansion planning representing long-and short-term uncertainty. *IEEE Transactions on Power Systems*, 33(2):1329–1338, 2017.

APÊNDICE A – Dados dos Sistemas Utilizados no PBUC

Neste apêndice são apresentadas os dados dos sistema de teste utilizado no problema PBUC, e os dados do sistema IEEE-RTS utilizado no problema de PET.

.1 PBUC - Dados do sistema com 100 UTEs

Os dados dos sistema de 10 e 100 UTEs são apresentados, respectivamente, nas Tabela 23 e 24 - 25.

Tabela 23 – Dados do sistema com 10 UTEs referentes ao problema PBUC

UTE	P^{max}	P^{min}	a	b	c	HSUC	CSUC	MUT	MDT	TCO	IUS
g	(MW)	(MW)	(\$/h)	(\$/MWh)	(\$/MW ² h)	(\$)	(\$)				
1	455	150	1000	16,19	0,00048	4500	9000	8	8	5	8
2	455	150	970	17,26	0,00031	5000	10000	8	8	5	8
3	130	20	700	16,60	0,00200	550	1100	5	5	4	-5
4	130	20	680	16,50	0,00211	560	1120	5	5	4	-5
5	162	25	450	19,70	0,00398	900	1800	6	6	4	-6
6	80	20	370	22,26	0,00712	170	340	3	3	2	-3
7	85	25	480	22,74	0,00079	260	520	3	3	0	-3
8	55	10	660	25,92	0,00413	30	60	1	1	0	-1
9	55	10	665	27,27	0,00222	30	60	1	1	0	-1
10	55	10	670	27,79	0,00173	30	60	1	1	0	-1

Tabela 24 – Dados do sistema com 100 UTEs referentes ao problema PBUC, parte 1

UTE	P^{max}	P^{min}	a	b	c	HSUC	CSUC	MUT	MDT	TCO	IUS
g	(MW)	(MW)	(\$/h)	(\$/MWh)	(\$/MW ² h)	(\$)	(\$)				
1	455	150	1000	16.19	0.00048	4500	9000	8	8	5	8
2	455	150	1000	16.19	0.00048	4500	9000	8	8	5	8
3	455	150	1000	16.19	0.00048	4500	9000	8	8	5	8
4	455	150	1000	16.19	0.00048	4500	9000	8	8	5	8
5	455	150	1000	16.19	0.00048	4500	9000	8	8	5	8
6	455	150	1000	16.19	0.00048	4500	9000	8	8	5	8
7	455	150	1000	16.19	0.00048	4500	9000	8	8	5	8
8	455	150	1000	16.19	0.00048	4500	9000	8	8	5	8
9	455	150	1000	16.19	0.00048	4500	9000	8	8	5	8
10	455	150	1000	16.19	0.00048	4500	9000	8	8	5	8
11	455	150	970	17.26	0.00031	5000	10000	8	8	5	8
12	455	150	970	17.26	0.00031	5000	10000	8	8	5	8
13	455	150	970	17.26	0.00031	5000	10000	8	8	5	8
14	455	150	970	17.26	0.00031	5000	10000	8	8	5	8
15	455	150	970	17.26	0.00031	5000	10000	8	8	5	8
16	455	150	970	17.26	0.00031	5000	10000	8	8	5	8
17	455	150	970	17.26	0.00031	5000	10000	8	8	5	8
18	455	150	970	17.26	0.00031	5000	10000	8	8	5	8
19	455	150	970	17.26	0.00031	5000	10000	8	8	5	8
20	455	150	970	17.26	0.00031	5000	10000	8	8	5	8
21	130	20	700	16.6	0.002	550	1100	5	5	4	-5
22	130	20	700	16.6	0.002	550	1100	5	5	4	-5
23	130	20	700	16.6	0.002	550	1100	5	5	4	-5
24	130	20	700	16.6	0.002	550	1100	5	5	4	-5
25	130	20	700	16.6	0.002	550	1100	5	5	4	-5
26	130	20	700	16.6	0.002	550	1100	5	5	4	-5
27	130	20	700	16.6	0.002	550	1100	5	5	4	-5
28	130	20	700	16.6	0.002	550	1100	5	5	4	-5
29	130	20	700	16.6	0.002	550	1100	5	5	4	-5
30	130	20	700	16.6	0.002	550	1100	5	5	4	-5
31	130	20	680	16.5	0.00211	560	1120	5	5	4	-5
32	130	20	680	16.5	0.00211	560	1120	5	5	4	-5
33	130	20	680	16.5	0.00211	560	1120	5	5	4	-5
34	130	20	680	16.5	0.00211	560	1120	5	5	4	-5
35	130	20	680	16.5	0.00211	560	1120	5	5	4	-5
36	130	20	680	16.5	0.00211	560	1120	5	5	4	-5
37	130	20	680	16.5	0.00211	560	1120	5	5	4	-5
38	130	20	680	16.5	0.00211	560	1120	5	5	4	-5
39	130	20	680	16.5	0.00211	560	1120	5	5	4	-5
40	130	20	680	16.5	0.00211	560	1120	5	5	4	-5
41	162	25	450	19.7	0.00398	900	1800	6	6	4	-6
42	162	25	450	19.7	0.00398	900	1800	6	6	4	-6
43	162	25	450	19.7	0.00398	900	1800	6	6	4	-6
44	162	25	450	19.7	0.00398	900	1800	6	6	4	-6
45	162	25	450	19.7	0.00398	900	1800	6	6	4	-6
46	162	25	450	19.7	0.00398	900	1800	6	6	4	-6
47	162	25	450	19.7	0.00398	900	1800	6	6	4	-6
48	162	25	450	19.7	0.00398	900	1800	6	6	4	-6
49	162	25	450	19.7	0.00398	900	1800	6	6	4	-6

Tabela 25 – Dados do sistema com 100 UTEs referentes ao problema PBUC, parte 2

UTE	P^{max}	P^{min}	a	b	c	HSUC	CSUC	MUT	MDT	TCO	IUS
g	(MW)	(MW)	(\$/h)	(\$/MWh)	(\$/MW ² h)	(\$)	(\$)				
50	162	25	450	19.7	0.00398	900	1800	6	6	4	-6
51	80	20	370	22.26	0.00712	170	340	3	3	2	-3
52	80	20	370	22.26	0.00712	170	340	3	3	2	-3
53	80	20	370	22.26	0.00712	170	340	3	3	2	-3
54	80	20	370	22.26	0.00712	170	340	3	3	2	-3
55	80	20	370	22.26	0.00712	170	340	3	3	2	-3
56	80	20	370	22.26	0.00712	170	340	3	3	2	-3
57	80	20	370	22.26	0.00712	170	340	3	3	2	-3
58	80	20	370	22.26	0.00712	170	340	3	3	2	-3
59	80	20	370	22.26	0.00712	170	340	3	3	2	-3
60	80	20	370	22.26	0.00712	170	340	3	3	2	-3
61	85	25	480	22.74	0.00079	260	520	3	3	0	-3
62	85	25	480	22.74	0.00079	260	520	3	3	0	-3
63	85	25	480	22.74	0.00079	260	520	3	3	0	-3
64	85	25	480	22.74	0.00079	260	520	3	3	0	-3
65	85	25	480	22.74	0.00079	260	520	3	3	0	-3
66	85	25	480	22.74	0.00079	260	520	3	3	0	-3
67	85	25	480	22.74	0.00079	260	520	3	3	0	-3
68	85	25	480	22.74	0.00079	260	520	3	3	0	-3
69	85	25	480	22.74	0.00079	260	520	3	3	0	-3
70	85	25	480	22.74	0.00079	260	520	3	3	0	-3
71	55	10	660	25.92	0.00413	30	60	1	1	0	-1
72	55	10	660	25.92	0.00413	30	60	1	1	0	-1
73	55	10	660	25.92	0.00413	30	60	1	1	0	-1
74	55	10	660	25.92	0.00413	30	60	1	1	0	-1
75	55	10	660	25.92	0.00413	30	60	1	1	0	-1
76	55	10	660	25.92	0.00413	30	60	1	1	0	-1
77	55	10	660	25.92	0.00413	30	60	1	1	0	-1
78	55	10	660	25.92	0.00413	30	60	1	1	0	-1
79	55	10	660	25.92	0.00413	30	60	1	1	0	-1
80	55	10	660	25.92	0.00413	30	60	1	1	0	-1
81	55	10	665	27.27	0.00222	30	60	1	1	0	-1
82	55	10	665	27.27	0.00222	30	60	1	1	0	-1
83	55	10	665	27.27	0.00222	30	60	1	1	0	-1
84	55	10	665	27.27	0.00222	30	60	1	1	0	-1
85	55	10	665	27.27	0.00222	30	60	1	1	0	-1
86	55	10	665	27.27	0.00222	30	60	1	1	0	-1
87	55	10	665	27.27	0.00222	30	60	1	1	0	-1
88	55	10	665	27.27	0.00222	30	60	1	1	0	-1
89	55	10	665	27.27	0.00222	30	60	1	1	0	-1
90	55	10	665	27.27	0.00222	30	60	1	1	0	-1
91	55	10	670	27.79	0.00173	30	60	1	1	0	-1
92	55	10	670	27.79	0.00173	30	60	1	1	0	-1
93	55	10	670	27.79	0.00173	30	60	1	1	0	-1
94	55	10	670	27.79	0.00173	30	60	1	1	0	-1
95	55	10	670	27.79	0.00173	30	60	1	1	0	-1
96	55	10	670	27.79	0.00173	30	60	1	1	0	-1
97	55	10	670	27.79	0.00173	30	60	1	1	0	-1
98	55	10	670	27.79	0.00173	30	60	1	1	0	-1
99	55	10	670	27.79	0.00173	30	60	1	1	0	-1
100	55	10	670	27.79	0.00173	30	60	1	1	0	-1

.2 Dados do sistema IEEE-RTS

Os dados de barra do sistema IEEE-RTS (24BARRAS) estão presentes na Tabela (26). Os dados dos circuitos na topologia base e os dados dos ramos candidatos a expansão são apresentados respectivamente nas Tabelas 27 e 28.

Tabela 26 – Dados das barras do sistema RTS-79 referentes ao problema PET

Barras	Capacidade de Geração (MW)	Carga (MW)
1	576	324
2	576	291
3	0	540
4	0	222
5	0	213
6	0	408
7	900	375
8	0	513
9	0	525
10	0	585
11	0	0
12	0	0
13	1773	795
14	0	582
15	645	951
16	465	300
17	0	0
18	1200	999
19	0	543
20	0	384
21	1200	0
22	900	0
23	1980	0
24	0	0

Fonte: Adaptado de Subcommittee (1979).

Tabela 27 – Dados das linhas existentes no sistema RTS-79 referentes ao problema PET

Trecho	Res. (p.u.)	Reat. (p.u.)	Cap. (MW)	Quantidade
1-2	0,0026	0,0139	175	1
1-3	0,0546	0,2112	175	1
1-5	0,0218	0,0845	175	1
2-4	0,0328	0,1267	175	1
2-6	0,0497	0,1920	175	1
3-9	0,0308	0,1190	175	1
3-24	0,0023	0,0839	400	1
4-9	0,0268	0,1037	175	1
5-10	0,0228	0,0883	175	1
6-10	0,0139	0,0605	175	1
7-8	0,0159	0,0614	175	1
8-9	0,0427	0,1651	175	1
8-10	0,0427	0,1651	175	1
9-11	0,0023	0,0839	400	1
9-12	0,0023	0,0839	400	1
10-11	0,0023	0,0839	400	1
10-12	0,0023	0,0839	400	1
11-13	0,0061	0,0476	500	1
11-14	0,0054	0,0418	500	1
12-13	0,0061	0,0476	500	1
12-23	0,0124	0,0966	500	1
13-23	0,0111	0,0865	500	1
14-16	0,0050	0,0389	500	1
15-16	0,0022	0,0173	500	1
15-21	0,0063	0,0490	500	2
15-24	0,0067	0,0519	500	1
16-17	0,0033	0,0259	500	1
16-19	0,0030	0,0231	500	1
17-18	0,0018	0,0144	500	1
17-22	0,0135	0,1053	500	1
18-21	0,0033	0,0259	500	2
19-20	0,0051	0,0396	500	2
20-23	0,0028	0,0216	500	2
21-22	0,0087	0,0678	500	1

Fonte: Adaptado de Subcommittee (1979).

Tabela 28 – Dados das linhas candidatas no sistema RTS-79 referentes ao problema PET

Trecho	Res. (p.u.)	Reat. (p.u.)	Cap. (MW)	Custo(M\$)	Máximo
1-2	0,0026	0,0139	175	3	3
1-3	0,0546	0,2112	175	55	3
1-5	0,0218	0,0845	175	22	3
1-8	0,0174	0,1344	500	35	3
2-4	0,0328	0,1267	175	33	3
2-6	0,0497	0,1920	175	50	3
2-8	0,0164	0,1267	500	33	3
3-9	0,0308	0,1190	175	31	3
3-24	0,0023	0,0839	400	50	3
4-9	0,0268	0,1037	175	27	3
5-10	0,0228	0,0883	175	23	3
6-7	0,0249	0,1920	500	50	3
6-10	0,0139	0,0605	175	16	3
7-8	0,0159	0,0614	175	16	3
8-9	0,0427	0,1651	175	43	3
8-10	0,0427	0,1651	175	43	3
9-11	0,0023	0,0839	400	50	3
9-12	0,0023	0,0839	400	50	3
10-11	0,0023	0,0839	400	50	3
10-12	0,0023	0,0839	400	50	3
11-13	0,0061	0,0476	500	66	3
11-14	0,0054	0,0418	500	58	3
12-13	0,0061	0,0476	500	66	3
12-23	0,0124	0,0966	500	134	3
13-14	0,0058	0,0447	500	62	3
13-23	0,0111	0,0865	500	120	3
14-16	0,0050	0,0389	500	54	3
14-23	0,0080	0,0620	500	86	3
15-16	0,0022	0,0173	500	24	3
15-21	0,0063	0,0490	500	68	3
15-24	0,0067	0,0519	500	72	3
16-17	0,0033	0,0259	500	36	3
16-19	0,0030	0,0231	500	32	3
16-23	0,0106	0,0822	500	114	3
17-18	0,0018	0,0144	500	20	3
17-22	0,0135	0,1053	500	146	3
18-21	0,0033	0,0259	500	36	3
19-20	0,0051	0,0396	500	55	3
19-23	0,0078	0,0606	500	84	3
20-23	0,0028	0,0216	500	30	3
21-22	0,0087	0,0678	500	94	3

Fonte: Adaptado de Subcommittee (1979).