



Regiane Silva de Barros

**Despacho de um arranjo hidro-eólico incluso
em um sistema coordenado centralmente:
modelo híbrido de otimização com meta-heurísticas**

92/2015

Campinas
2015



UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA MECÂNICA

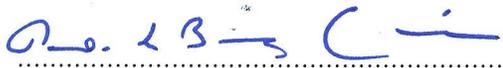
Regiane Silva de Barros

**Despacho de um arranjo hidro-eólico incluso
em um sistema coordenado centralmente:
modelo híbrido de otimização com meta-heurísticas**

Tese de doutorado apresentada à Faculdade de Engenharia Mecânica da Universidade Estadual de Campinas, como parte dos requisitos exigidos para obtenção do título de Doutora em Planejamento de Sistemas Energéticos.

Orientador(a): Prof. Dr. Paulo de Barros Correia
Co-orientador(a): Prof^a. Dr^a. Ieda Geriberto Hidalgo

ESTE EXEMPLAR CORRESPONDE À VERSÃO FINAL DA TESE DEFENDIDA PELA ALUNA REGIANE SILVA DE BARROS, E ORIENTADA PELO PROF. DR. PAULO DE BARROS CORREIA.


.....
ASSINATURA DO ORIENTADOR

CAMPINAS
2015

Agência(s) de fomento e nº(s) de processo(s): CNPq, 162426/2013-5

Ficha catalográfica
Universidade Estadual de Campinas
Biblioteca da Área de Engenharia e Arquitetura
Elizangela Aparecida dos Santos Souza - CRB 8/8098

B278d Barros, Regiane Silva de, 1986-
Despacho de um arranjo hidro-eólico incluso em um sistema coordenado centralmente : modelo híbrido de otimização com meta-heurísticas / Regiane Silva de Barros. – Campinas, SP : [s.n.], 2015.

Orientador: Paulo de Barros Correia.

Coorientador: Ieda Geriberto Hidalgo.

Tese (doutorado) – Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Mecânica.

1. Algoritmo genético. 2. Algoritmo da formiga. 3. Metaheurística. 4. Usina hidrelétrica. 5. Parque eólico. I. Correia, Paulo de Barros, 1954-. II. Hidalgo, Ieda Geriberto, 1976-. III. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia Mecânica. IV. Título.

Informações para Biblioteca Digital

Título em outro idioma: Dispatch of a hydro-wind arrangement included in a centrally coordinated system : hybrid optimization model with metaheuristics

Palavras-chave em inglês:

Genetic algorithms

Ant algorithm

Metaheuristic

Hydroelectric power plant

Wind power plant

Área de concentração: Planejamento de Sistemas Energéticos

Titulação: Doutora em Planejamento de Sistemas Energéticos

Banca examinadora:

Anibal Tavares de Azevedo

Sergio Valdir Bajay

Pablo Eduardo Cuervo Franco

Máximo Luiz Pompermayer

Data de defesa: 21-08-2015

Programa de Pós-Graduação: Planejamento de Sistemas Energéticos

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA MECÂNICA
COMISSÃO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM PLANEJAMENTO
DE SISTEMAS ENERGÉTICOS

TESE DE DOUTORADO

Despacho de um arranjo hidro-eólico incluso
em um sistema coordenado centralmente:
modelo híbrido de otimização com meta-heurísticas

Autor: Regiane Silva de Barros
Orientador: Paulo de Barros Correia
Co-orientadora: Ieda Geriberto Hidalgo

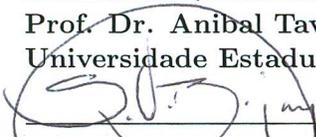
A Banca Examinadora composta pelos membros abaixo aprovou esta Tese:



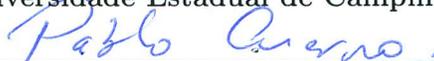
Prof. Dr. Paulo de Barros Correia, Presidente
Universidade Estadual de Campinas



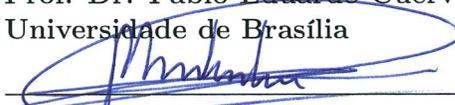
Prof. Dr. Anibal Tavares de Azevedo
Universidade Estadual de Campinas



Prof. Dr. Sergio Valdir Bajay
Universidade Estadual de Campinas



Prof. Dr. Pablo Eduardo Cuervo Franco
Universidade de Brasília



Dr. Maximo Luiz Pompermayer
Agência Nacional de Energia Elétrica

Campinas, 21 de agosto de 2015.

Dedicatória

Dedico este trabalho aos meus pais, Lúcia Ribeiro e Cicero Neto.

Agradecimentos

Este trabalho contou com o apoio e o incentivo de algumas pessoas às quais gostaria de agradecer.

Primeiramente agradeço a Deus pelo dom da vida.

Ao professor Paulo de Barros Correia pela orientação, competência, confiança e parceria ao longo dessa jornada. Sou grata por ampliar meus horizontes de uma forma imensurável.

À professora Ieda Geriberto Hidalgo pelo incentivo e pelas contribuições que enriqueceram este trabalho.

Ao professor Hermann-Josef Wagner, da Ruhr-Universität de Bochum na Alemanha, pela oportunidade de trabalhar no departamento de sistemas e economia de energia (*LEE - Lehrstuhl Energiesysteme und Energiewirtschaft*) durante o período do doutorado sanduíche. Da mesma forma, agradeço aos demais colegas do LEE pela receptividade.

Ao João Paulo Fernandes Estrócio, da Companhia Energética de São Paulo (CESP), por esclarecer as minhas dúvidas relativas à operação das usinas hidrelétricas. Também agradeço à CESP por disponibilizar as informações necessárias a conclusão deste trabalho.

À Empresa de Pesquisa Energética (EPE) por disponibilizar as informações de algumas estações anemométricas.

Aos meus pais, Lúcia Ribeiro e Cicero Neto, pelo incentivo e apoio. Agradeço todo o esforço para me proporcionarem a oportunidade de estudar. Aos meus irmãos, Aleksandra Barros e Andreson Barros ouvi-los, sempre, me faz bem.

Ao meu namorado, amigo e conselheiro Edgar Franco, sem você essa jornada teria sido bem mais difícil. Não existem palavras que descrevam a minha gratidão e o meu carinho por você.

Aos meus amigos que sempre estiveram na torcida do doutorado: Elisa Bastos, Jéssica Pillon, Natália Addas, Viviana Medellin, Bruna Correia, Ana Carolina Vasques, Eduardo Okamoto e Marcella Corral.

Aos demais amigos e familiares que, de algum forma, contribuíram e torceram para que esta etapa fosse finalizada.

Aos professores e demais colaboradores da Faculdade de Engenharia Mecânica.

À CAPES e ao CNPq pelo apoio financeiro. Em especial, agradeço ao CNPq pela oportunidade de participar do programa Ciência Sem Fronteiras.

“A verdadeira viagem de descobrimento não consiste em procurar novas paisagens, mas em ter novos olhos.”

Marcel Proust

Resumo

Este trabalho propõe um modelo de despacho ótimo no horizonte diário de operação, que permite coordenar a operação entre uma usina eólica e uma usina hidrelétrica. Nessa abordagem, a usina eólica é despachada em primeira instância. Para suprir eventuais saídas forçadas que possam ocorrer na geração eólica, aloca-se um valor de reserva girante incremental na usina hidrelétrica usando o conceito de *Value at Risk* como métrica de risco da geração eólica. O modelo é formulado como um problema multiobjetivo que busca maximizar a geração de energia e minimizar o número de partidas e paradas da usina hidrelétrica. O acoplamento hidráulico é considerado através da meta diária de defluência da usina. O problema é solucionado em duas etapas. A primeira resolve 24 problemas estáticos, que representam o despacho horário da usina hidrelétrica, separadamente. Essa etapa emprega o Algoritmo Genético para otimizar a operação da usina em termos da geração de energia elétrica. A segunda etapa soluciona o problema dinâmico, ou seja, o despacho diário da usina. A natureza do problema dinâmico, correspondendo à obtenção de caminhos mínimos eficientes em termos de partidas e paradas, sugeriu o uso da técnica de Otimização por Colônia de Formigas. As restrições de reserva girante, meta de defluência, atendimento do contrato de demanda e limites operacionais das usinas são plenamente satisfeitas. A diferença entre os montantes de energia produzidos e contratados é liquidada no mercado de curto prazo e valorada ao preço de liquidação das diferenças. O modelo se mostrou adequado em termos de tempo computacional e em relação à qualidade das soluções obtidas.

Palavras-chave: Algoritmo genético, Algoritmo da formiga, Metaheurística, Usina hidrelétrica, Parque eólico.

Abstract

This work proposes an optimal dispatch model in the daily horizon, which coordinates the operation of a wind farm and a hydroelectric plant. In this approach the wind farm is dispatched first. In order to provide eventual faults that may occur in the wind farm generation, an incremental spinning reserve is allocated in the hydroelectric plant using the concept of Value at Risk. The model is formulated as a multiobjective problem which seeks to maximize the energy generation and to minimize the number of start-ups and shut-downs of the hydroelectric plant. The plant's hydraulic coupling is considered through the daily released flow goal. The model is solved in two stages, the first one solves, separately, 24 static problems that represents the hourly dispatch of the hydroelectric plant. This stage employs Genetic Algorithm to optimize the operation of the hydroelectric plant in terms of electric energy generation. The second stage considers the dynamic problem, which is the plant's daily dispatch. The nature of the dynamic problem, which implies in obtaining efficient shortest paths in terms of start-ups and shut-downs, suggests the use of the Ant Colony Optimization. The spinning reserve, the released flow goal, the demand contract and the generating unit's operational limits are fully satisfied. The difference between the energy amounts produced and contracted are liquidated in the spot market and it is valued with the settlement differences price. Regarding computational costs and solutions quality, the model suitability is shown.

Key-words: Genetic algorithms, Ant algorithm, Metaheuristic, Hydroelectric power plant, Wind power plant.

Lista de Figuras

1.1	Geração e fator de capacidade para energia eólica no Brasil	3
2.1	Oferta interna de eletricidade por fonte no Brasil em 2014	19
2.2	Vista lateral de uma usina hidrelétrica.	21
2.3	Curva colina de uma unidade geradora da UHE de Jupia	24
2.4	Curvas de eficiência do modelo reduzido e do protótipo	25
2.5	Capacidade instalada das usinas eólicas no Brasil	29
2.6	Classificação das turbinas eólicas	31
2.7	Componentes de uma turbina eólica	32
2.8	Curva de potência de uma turbina eólica	35
2.9	Coeficiente de potência de uma turbina eólica	36
2.10	Distribuição de probabilidade do vento – Weibull	38
2.11	Curva de carga da UHE de Jupia	39
3.1	Sistema hidrotérmico de geração de energia elétrica	41
3.2	Modelos do planejamento e programação da operação no setor elétrico brasileiro	44
3.3	Modelos de planejamento desenvolvidos pelo CEPEL	45
3.4	Representação dos patamares de carga do DESSEM-PAT	47
3.5	Tipos de contratos celebrados no ACR	49
3.6	Tipos de contratos celebrados no ACL	51
3.7	Mecanismo do mercado <i>spot</i> no setor elétrico brasileiro	52
3.8	Histórico de preços do PLD entre 2010 e 2015	54
3.9	Influência da energia armazenada no PLD no submercado SE-CO	54
4.1	Posição da UHE de Jupia na cascata	57
4.2	Associação entre a UHE de Jupia e uma UEL	59
4.3	Restrição de afluência de uma UHE a fio d’água	60
4.4	Função de distribuição da geração eólica	62

4.5	Demanda contratada e demanda residual	63
4.6	Modelo preemptivo híbrido	67
5.1	Classificação dos algoritmos de otimização	71
5.2	Classificação das meta-heurísticas	74
5.3	Trajectoria de busca por entorno	75
5.4	Estratégia de melhoramento da solução	76
5.5	Indivíduo do AG	79
5.6	Indivíduo e população do AG	80
5.7	Seleção por <i>roleta</i>	83
5.8	Seleção por <i>ranking</i>	85
5.9	Seleção por <i>torneio</i>	85
5.10	Cruzamento de um ponto	86
5.11	Cruzamento de dois pontos	87
5.12	Cruzamento aritmético	88
5.13	Mutação por inversão	89
5.14	Espaço de busca da OCF	94
5.15	Evolução da roleta no SCF	95
5.16	Depósito local de feromônio	96
5.17	População criada pelo AG e espaço de busca da OCF	97
5.18	Caminho percorrido pela formiga k	98
5.19	Atualização local de feromônio pelo caminho percorrido pela formiga k	99
5.20	Caminhos criados pelas formigas na OCF	99
5.21	Atualização global de feromônio	100
5.22	Fronteira de Pareto	101
6.1	Corte da curva colina para a altura de queda de 20 m	105
6.2	Curva de potência e do coeficiente de potência de uma turbina eólica	107
6.3	Demanda programada por barramento	107
6.4	Distribuição de probabilidade da velocidade do vento no mês de novembro	109
6.5	Velocidade média do vento – novembro	110
6.6	Vazão afluente ao longo de um dia para UHE de Jupia	110
6.7	Fronteira de Pareto (Geração elétrica \times PP) – Caso base: 10 experimentos	113
6.8	Fronteira de Pareto (Geração elétrica \times PP) – Caso base: Experimento 7	114
6.9	Geração eólica horária – Solução 1	115

6.10	Requisito de reserva girante incremental – Solução 1	116
6.11	Demanda residual e geração verificada no barramento de 440 kV – Solução 1	117
6.12	Demanda residual e geração verificada no barramento de 138 kV – Solução 1	117
6.13	Operação das máquinas da UHE de Jupia – Solução 1	119
6.14	Vazão afluente × vazão turbinada – Solução 1	120
6.15	Fronteira de Pareto (Geração elétrica × PP) – Caso reduzido: 10 experimentos	122
6.16	Fronteira de Pareto (Geração elétrica × PP) – Caso base × Caso reduzido	122
6.17	Limite de eficiência	123
6.18	Requisito de reserva girante incremental	124
6.19	Fronteira de Pareto (Geração elétrica × PP)	125
6.20	Requisito de reserva girante incremental	126
6.21	Fronteira de Pareto (Geração elétrica × PP)	127
6.22	Boxplot – População criada pelo AG na hora 10	129
6.23	Boxplot – Partidas e paradas da OCF	129
A.1	Curva colina	151
B.1	Velocidade média horária para o estado do Rio Grande do Norte	153

Lista de Tabelas

1.1	Produção de energia, por fonte, no SIN - ano base 2014	4
1.2	Classificação das referências bibliográficas: Métodos determinísticos	13
1.3	Classificação das referências bibliográficas: Métodos com meta-heurísticas	14
1.4	Classificação das referências bibliográficas: Métodos heurísticos e determinísticos	14
2.1	Modelos de geradores de turbinas eólicas	34
3.1	Patamares de carga	52
5.1	Exemplo para o método de seleção por <i>roleta</i>	83
5.2	Exemplo para o método de seleção por <i>ranking</i>	84
5.3	Classificação dos algoritmos de OCF	91
6.1	Limites operacionais das UGs da UHE de Jupia	104
6.2	Coeficientes da curva de eficiência para altura de queda de 20 (m)	105
6.3	Características da turbina eólica	106
6.4	Fatores de forma (k) e escala (c)	108
6.5	Operadores do AG	111
6.6	Parâmetros da OCF	112
6.7	Parâmetros do AG e da OCF - <i>Caso base</i>	112
6.8	Resultados da fronteira de Pareto	114
6.9	Resultados - Solução 1	118
6.10	Comercialização MCP	120
6.11	Parâmetros da AG e OCF - <i>Caso reduzido</i>	121
6.12	Resultados da fronteira de Pareto	126
6.13	Resultados da fronteira de Pareto	128
B.1	Velocidade do vento no Rio Grande do Norte	154

Lista de Siglas

ACL	Ambiente de contratação livre
ACR	Ambiente de contratação regulada
ACS	<i>Ant colony system</i>
AE	Algoritmos evolutivos
AG	Algoritmo genético
AMA	Acompanhamento das medições anemométricas
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
ANNSTFL	<i>Artificial neural network short term load forecast</i>
BIG	Banco de informações de geração
CAG	Controle automático de geração
CCEAL	Contratos de compra de energia no ambiente livre
CCEI	Contrato de compra de energia incentivada
CCEAR	Contratos de comercialização de energia no ambiente regulado
CCEE	Câmara de Comercialização de Energia Elétrica
CE	Computação evolutiva
CEPEL	Centro de Pesquisas de Energia Elétrica
CER	Contratos de energia de reserva
CESP	Companhia Energética de São Paulo
CLA	Contratos dos leilões de ajuste
CMO	Custo marginal da operação
Conuer	Contratos de uso de energia de reserva
CVU	Custo variável unitário
EE	Estratégias evolutivas
EPE	Empresa de Pesquisa Energética
GAMS	<i>General algebraic modeling system</i>
GF	Garantia física

GRASP	<i>Greedy randomized adaptive search procedure</i>
GraSo	<i>Gradient swarm optimization</i>
GSF	<i>Generation scaling factor</i>
MCP	Mercado de curto prazo
MME	Ministério de Minas e Energia
MRE	Mecanismo de realocação de energia
NSGA-II	<i>Nondominated sorting genetic algorithm II</i>
OCF	Otimização por colônia de formigas
ONS	Operador Nacional do Sistema Elétrico
PCH	Pequena central hidrelétrica
P&D	Pesquisa e desenvolvimento
PDO	Programação diária da operação
PE	Programação evolutiva
PL	Programação linear
PLD	Preço de liquidação das diferenças
PP	Partidas e paradas
POSHT	Planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos
Proinfa	Programa de incentivo às fontes renováveis de energia
SCF	Sistema de colônia de formigas
SIN	Sistema interligado nacional
SPEA	<i>Strength pareto evolutionary algorithm</i>
UC	<i>Unit commmitment</i>
UEL	Usina eólica
UG	Unidade geradora
UHE	Usina hidrelétrica
UTE	Usina termelétrica
VaR	<i>Value at Risk</i>

Sumário

1	Introdução	1
1.1	Planejamento da operação	6
1.2	Revisão de literatura	7
1.3	Objetivos e contribuições	16
1.4	Premissas do modelo	17
1.5	Estrutura capitular	17
2	Geração de energia: UHEs e UELs	19
2.1	Usinas hidrelétricas	20
2.1.1	Turbinas hidráulicas	22
2.1.2	Gerador elétrico	23
2.1.3	Eficiência: grupo turbina-gerador	23
2.1.4	Função de produção de energia elétrica	25
2.1.5	Zonas proibidas de operação	26
2.1.6	Partidas e paradas	27
2.1.7	Reserva girante	28
2.2	Usinas eólicas	29
2.2.1	Turbinas eólicas	30
2.2.2	Gerador elétrico	32
2.2.3	Eficiência: turbina eólica	35
2.2.4	Função de produção de energia elétrica	36
2.2.5	Caracterização do regime de ventos	37
2.3	Demanda programada	39
3	Coordenação da operação	41
3.1	Modelos de planejamento da operação	43

3.1.1	NEWAVE	46
3.1.2	DECOMP	47
3.1.3	DESSEM-PAT	47
3.2	Mercado de energia	48
3.2.1	Ambiente de contratação regulado	48
3.2.2	Ambiente de contratação livre	50
3.2.3	Mercado de curto prazo	51
3.2.4	A volatilidade do PLD	53
3.2.5	Mecanismo de realocação de energia	55
4	Modelo do despacho diário	57
4.1	Modelagem do despacho eólico	61
4.2	Modelagem do problema de PDO	64
4.3	Etapa 1	68
4.4	Etapa 2	69
5	Metodologia	71
5.1	Heurísticas	72
5.2	Meta-heurísticas	73
5.2.1	Estratégias de busca por entornos	74
5.2.2	Estratégias populacionais	76
5.2.2.1	Inteligência coletiva	76
5.2.2.2	Computação evolutiva	77
5.3	Algoritmo genético	78
5.3.1	Indivíduo	79
5.3.2	População	80
5.3.3	Função de avaliação	81
5.3.4	Seleção	82
5.3.5	Cruzamento	86
5.3.6	Mutação	88
5.3.7	Vantagens e desvantagens do AG	89
5.4	Otimização por colônia de formigas	90
5.4.1	Regra de transição de estados	93
5.4.2	Atualização local de feromônio	95
5.4.3	Atualização global de feromônio	96

5.4.4	Depósito de feromônio e caminhos	97
5.4.5	Vantagens e desvantagens da OCF	100
5.5	Fronteira de Pareto	101
6	Estudo de caso	103
6.1	Objetos de estudo	103
6.1.1	UHE de Jupia	103
6.1.2	UEL projetada	106
6.2	Dados de entrada	107
6.2.1	Demanda programada	107
6.2.2	Regime de ventos	108
6.2.3	Vazão afluyente	110
6.3	Parâmetros computacionais	111
6.4	Resultados	112
6.4.1	Caso base	112
6.4.2	Caso reduzido	121
6.4.3	Caso base × caso reduzido	121
6.5	Análise de sensibilidade do VaR	124
6.6	Desempenho computacional	128
7	Conclusões e recomendações	131
7.1	Sugestão para trabalhos futuros	133
	Bibliografia	134
	ANEXO	150
	A Curva colina	151
	B Velocidades horárias do vento	153

Capítulo 1

Introdução

Em 1883, a primeira usina hidrelétrica (UHE) do Brasil entrou em operação na cidade de Diamantina, Minas Gerais. Sua utilização visava movimentar duas bombas de desmonte hidráulico, que com jatos d'água, revolviam o terreno rico em diamantes. Em 1887, foi inaugurada a primeira usina termelétrica (UTE) no Rio Grande do Sul, tornando a cidade de Porto Alegre a primeira capital brasileira a contar com iluminação pública (ELETROBRÁS, 2015).

Dois anos depois, em 1889, foi inaugurada em Minas Gerais, a UHE Marmelos, a primeira usina destinada ao serviço público. A UHE Marmelos tinha uma potência instalada de 625 kW e fornecia energia para uma fábrica de tecidos e para iluminação pública da cidade de Juiz de Fora. Em 1913, o potencial do rio São Francisco começou a ser explorado com a construção da UHE Anjinho, a primeira UHE da região nordeste (MME, 2007).

Em 1920, o Brasil contava com 276,10 MW de capacidade instalada proveniente, de UHEs e 78,88 MW de capacidade instalada proveniente de UTEs (MONTICELLI; GARCIA, 2011). No início da década de 60, com a criação da Eletrobrás, o Brasil consolida a tendência de construção de UHEs, em função do potencial hidrelétrico disponível no país.

Desde então, os aproveitamentos hidrelétricos são priorizados para geração de energia em virtude das condições hidrológicas favoráveis e da existência de grandes rios de planalto, que proporcionam um melhor aproveitamento energético. Além disso, o custo de operação das UHEs é considerado nulo quando comparado com as UTEs movidas à carvão ou gás natural, por exemplo.

Portanto, no Brasil a geração de energia elétrica provém, preponderantemente, da fonte hídrica. Em 2015, de acordo com o banco de informações de geração (BIG) gerenciado pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), as UHEs representam 62,17% da potência instalada do país (BIG, 2015).

Contudo, cenários de hidrologia desfavoráveis que ocorreram, por exemplo, em 2001, evidenciaram a necessidade de diversificação da matriz energética para que riscos hidrológicos no suprimento de energia elétrica fossem minimizados. Assim, em 2002, o programa de incentivo às fontes alternativas de energia elétrica (Proinfa) foi instituído. O programa teve por objetivo promover a diversificação da matriz energética do Brasil, fomentando o desenvolvimento dos empreendimentos concebidos com base em fontes eólica, biomassa e de pequenas centrais hidrelétricas (PCHs).

As fontes alternativas de geração de energia, como a biomassa e a eólica, apresentam maior disponibilidade no período seco do sistema interligado nacional (SIN), sendo complementares à oferta hídrica. Dessa forma, estas fontes desempenham o papel de reservatório virtuais e permitem reduzir o efeito da sazonalidade da oferta hídrica, agregando confiabilidade ao sistema elétrico brasileiro (RAMOS, 2011).

Entre as fontes alternativas de geração de energia, as usinas eólicas (UEs) têm ganhado espaço na matriz energética brasileira. Isso é comprovado pelos bons resultados obtidos nos leilões de energia em que as UEs têm participado.

As vantagens dessa fonte de energia são consideráveis, pois não emitem gases de efeito estufa durante a sua operação e os custos de produção de energia e manutenção são inferiores, quando comparados às fontes térmicas movidas à carvão, gás natural e óleo combustível. Outra vantagem a ser destacada é o período de construção de uma UEL, que é inferior ao período de construção de uma UHE.

De acordo com Melo (2013), a expansão da geração eólica no Brasil deve-se a fatores estruturais, como o recente desenvolvimento e progresso tecnológico alcançado pela indústria eólica e as características favoráveis do regime de ventos, além das atrativas condições dos leilões, no mercado regulado de energia e das condições de financiamento.

A primeira UEL conectada ao sistema elétrico interligado do Brasil foi a UEL Morro do Camelinho. A usina foi inaugurada em 1994, no município de Gouveia, em Minas Gerais, com quatro geradores eólicos, de 250 MW cada, totalizando uma potência instalada de 1 MW (AMARANTE et al., 2010).

Já o parque eólico de Taíba, localizado no município de São Gonçalo do Amarante, no Ceará, foi o primeiro a atuar como produtor independente no Brasil. Ele está em operação desde janeiro de 1999 e tem potência nominal de 5 MW (ANEEL, 2005).

Em 2014, os parques eólicos em operação no Brasil somaram 4.945,0 MW de potência instalada, representando um aumento de 126,7% em relação ao ano de 2013 (CCEE, 2015a). O aumento da capacidade instalada nesse período concentrou-se, principalmente, na região nordeste, que representa 80% da capacidade total do Brasil. Isso se deve às condições climáticas favoráveis e aos ventos da região possuírem velocidade média anual alta, além da complementariedade existente entre os regimes eólicos e hídricos.

A Figura 1.1 apresenta a evolução da geração eólica no SIN, entre os anos de 2012 e 2014. São apresentados os dados de geração e o fator de capacidade médio, com periodicidade mensal das usinas do Tipo I¹.

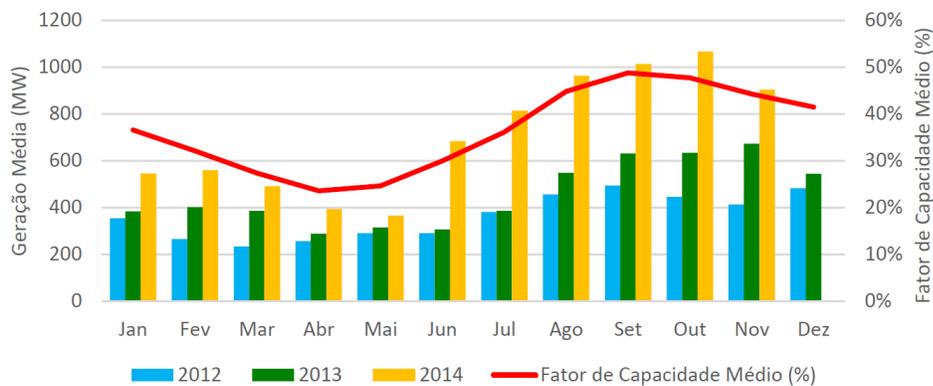


Figura 1.1: Geração e fator de capacidade para energia eólica no Brasil
Fonte: ONS (2014)

Apesar do aumento expressivo da capacidade instalada das UELs, no ano de 2015, a fonte eólica representa ainda 4,62% da capacidade instalada da matriz elétrica brasileira, frente aos 61,78% das UHEs (BIG, 2015). De acordo com ANEEL (2015), no ano de 2015 será acrescido à matriz elétrica do Brasil, 2.066,44 MW de potência instalada, proveniente da fonte eólica, e até o ano de 2022, mais 8.132,30 MW.

Na atual configuração do SIN, a geração eólica ainda é pequena se comparada à quantidade de energia produzida pelas UHEs e UTEs. Essa característica é observada na Ta-

¹As usinas do Tipo I são aquelas conectadas à rede básica ou fora dela, cuja máxima potência contribua para minimizar problemas operativos e proporcionar maior segurança para a rede de operação (ONS, 2014a)

bela 1.1², que apresenta a produção de energia por fonte de geração.

Tabela 1.1: Produção de energia, por fonte, no SIN - ano base 2014

Geração [MWmed]	Hidráulica	Térmica	Eólica
Janeiro	53.005,57	10.669,75	584,59
Fevereiro	52.151,30	13.761,01	597,20
Março	47.866,30	14.243,42	525,72
Abril	46.414,30	13.999,11	427,02
Maiο	43.005,89	14.281,42	398,02
Junho	41.593,49	13.415,22	706,70
Julho	41.735,48	13.891,84	804,48
Agosto	40.568,84	15.599,69	979,62
Setembro	42.950,11	14.160,84	1.034,30
Outubro	43.458,46	14.834,82	1.090,33
Novembro	43.089,17	15.180,24	927,73
Dezembro	42.478,68	15.283,85	901,74

Fonte: ONS (2015)

A geração eólica caracteriza-se pela produção intermitente de energia. Isso se deve ao fato da sua fonte primária, o vento, ser uma variável estocástica. A variabilidade da geração eólica requer uma avaliação detalhada de sua interação, no momento da operação, com o sistema gerador, a fim de definir qual o montante de energia eólica poderá ser inserido no sistema, sem comprometer a eficiência e o desempenho do sistema gerador (CAVALCANTI et al., 2004; GUIMARÃES et al., 2004; MARINHO; AQUINO, 2011).

A performance do sistema elétrico pode ser comprometida, caso a geração eólica seja menor do que a prevista, pois a capacidade de resposta por parte das unidades geradoras (UGs) que estão em operação, pode não ser suficiente para satisfazer a mudança do despacho de energia. Do mesmo modo, a geração eólica em excedente pode ser desfavorável, caso a demanda do sistema elétrico seja inferior à geração. Assim, com a geração superior à demanda, é necessário redistribuir a energia gerada em excedente para outros mercados consumidores ou ainda desligar algumas das máquinas em operação, para que o equilíbrio entre carga e demanda seja mantido (MEIRINHOS, 2010).

²Foram incluídos apenas dados de geração térmica convencional

Por depender de uma fonte intermitente de geração de energia, o vento, as UELs necessitam de usinas de *backup* que sejam capazes de suprir a demanda de energia, caso a geração eólica seja inferior àquela prevista. Em sistemas de geração de energia predominantemente termelétricos, esse é o principal fator limitante da expansão das UELs. Segundo Meirinhos (2010), isso se deve à partida lenta das usinas movidas a carvão ou gás natural, proveniente de suas limitações técnicas.

A complementaridade entre os regimes de vento e hidrológico no Brasil permite a estocagem indireta da energia na forma de água, nos reservatórios das UHEs. Essa é uma vantagem que pode ser explorada para garantir a segurança do sistema de geração de energia do país.

Dessa forma, as UHEs tornam-se um mecanismo seguro e econômico para lidar com a intermitência do regime de ventos. Isso se deve ao fato das UHEs possuírem um tempo de resposta mais rápido que as UTEs (HALLACK; VAZQUEZ, 2013).

Com a tendência de expansão da fonte eólica na matriz energética brasileira, em um futuro próximo, a geração eólica poderá atingir níveis de geração que podem impactar a operação do SIN. Isso se deve ao fato da quantidade de energia produzida por um parque eólico ser fortemente dependente das condições climáticas. Além do mais, a sua fonte primária, o vento, não pode ser armazenada como ocorre com a fonte hídrica.

No Brasil, a implantação de parques eólicos, principalmente nos subsistemas sul e nordeste, poderá afetar o planejamento e a programação da operação energética (FERREIRA, 2012). Com isso, a operação do SIN se tornará mais complexa do ponto de vista operacional, uma vez que os níveis de incertezas serão maiores, pois as UELs dependem de uma fonte primária intermitente e não controlável, o vento.

Dessa forma, identificar os possíveis impactos causados pela geração eólica em um sistema hidrotérmico predominantemente hídrico, que é o caso do Brasil, é um importante objeto de discussão no planejamento da operação do SIN. Trata-se de um problema desafiador, pois além de contemplar a estocasticidade do regime hidrológico, deve-se considerar a aleatoriedade do regime dos ventos.

Nos últimos anos, as UELs têm ganhado destaque na matriz energética. Nessa conjuntura, as especificidades que permeiam o setor elétrico com relação à programação da operação evidenciam a importância de se considerar essa ligeira mudança na matriz energética brasileira.

1.1 Planejamento da operação

A programação da operação do SIN objetiva atender aos requisitos do consumo de energia elétrica do sistema, visando à continuidade do fornecimento da energia de forma segura e com reduzidos custos operativos. O uso racional dos recursos deve ser planejado a fim de atender aos requisitos do sistema e de buscar meios para determinar a expansão do sistema. Planejar a operação do SIN é de fundamental importância para o desenvolvimento econômico do país e requer o uso de modelos que otimizem o uso dos recursos energéticos disponíveis (SOUZA et al., 2014).

O Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS) planeja a operação do SIN e centraliza o despacho das usinas, através da agregação dos empreendimentos de geração e transmissão. Tem-se, por objetivo, gerir o uso dos recursos energéticos e minimizar o custo da operação do sistema como um todo (SOUZA et al., 2014).

O ONS é quem determina o quanto cada usina deve gerar para que a demanda do sistema seja suprida. Por isso, um agente gerador, mesmo com a sua energia contratada, pode não ofertá-la no SIN por imposição do ONS. A operação ótima da cascata não necessariamente implica na operação ótima individualizada das usinas que compõem a cascata (CCEE, 2013; ONS, 2015).

No entanto, mesmo com um sistema eficiente de planejamento da demanda e da oferta de energia elétrica, existem diferenças entre a energia produzida e a contratada pelo mercado. Para solucionar esse problema, existe o mercado de curto prazo, que tem por objetivo liquidar as diferenças entre a oferta e a demanda de energia elétrica (SOUZA et al., 2014).

A contabilização entre o que foi produzido e contratado é realizada pela Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE). As diferenças, positivas ou negativas, são liquidadas no mercado de curto prazo e valoradas ao preço de liquidação das diferenças (PLD). O PLD é determinado semanalmente por patamar de carga e por submercado, tem como base o custo marginal da operação (CMO) do subsistema e é limitado por um preço mínimo e máximo (CCEE, 2014c).

O preço no mercado de curto prazo não obedece à relação econômica entre a oferta e a demanda. Ele é determinado por um conjunto de modelos computacionais como o NEWAVE e o DECOMP, operados pelo ONS e pela CCEE. Esses modelos de otimização são usados para planejar o uso eficiente dos recursos disponíveis, sinalizar a estratégia ótima de investimentos

e definir o preço do PLD, que impacta o custo da energia em toda a cadeia de suprimento de energia elétrica (SOUZA et al., 2014).

1.2 Revisão de literatura

Esta seção apresenta uma breve revisão de literatura, destacando os principais métodos e abordagens usados para solucionar o problema da programação diária da operação, objeto de estudo deste trabalho. Destacam-se tanto o despacho de UHEs quanto o despacho de UELs.

Faria et al. (1993) usam a programação linear inteira mista para otimizar a operação de UHEs. O método de solução é o *Branch and Bound* com busca de profundidade. O modelo usa uma função de custo de despacho, linear por partes, considerando as características hidromecânicas e rendimentos das UGs.

Li et al. (1997) aplicam a programação dinâmica e a técnica conhecida como lista de prioridades para resolver o problema de despacho, no curto prazo de um sistema hidrotérmico. A priori, a programação dinâmica faz o despacho das unidades térmicas. O sistema hídrico é dividido em bacias que são otimizadas por meio da técnica de fluxo de rede. Em seguida, as bacias são divididas em reservatórios onde estão as UHEs, que são despachadas por meio da técnica de programação dinâmica.

Soares e Salmazo (1997) apresentam um modelo de pré-despacho de sistemas hídricos que minimiza as perdas na geração e na transmissão, com discretização horária. O problema é resolvido por heurística e relaxação Lagrangeana. A influência da elevação do canal de fuga, perda de carga no conduto forçado e a eficiência das UGs são consideradas.

Chang et al. (2001) aplicam a programação linear inteira mista para resolver o problema de despacho de UHEs. O modelo matemático considera as restrições hidráulicas, de rampa, de partidas e paradas e a curva de eficiência das UGs. Os resultados mostram soluções eficientes, computacionalmente, e adequadas ao apoio à decisão do planejamento, no curto prazo.

Encina et al. (2004) apresentam um modelo de despacho de unidades hidráulicas que combina as técnicas de relaxação Lagrangeana e programação dinâmica. O modelo considera a elevação do canal de fuga, as perdas hidráulicas no sistema de adução e as variações no rendimento do conjunto turbina-gerador. Os resultados mostram ganhos na ordem de 2%,

em termos de eficiência hidráulica.

Finardi e Silva (2005) usam o método de *Branch and Bound* e gradiente projetado para resolver o problema de despacho. As diversas faixas de operação de cada UG são consideradas. As variáveis inteiras do modelo indicam em qual das faixas de operação uma UG deverá operar. O método de *Branch and Bound* determina quais combinações de variáveis inteiras garantem as soluções factíveis. Para cada uma destas combinações, o problema não linear resultante é resolvido através do método do gradiente projetado.

Encina (2006) divide o problema de despacho em dois sub-problemas: o despacho das UGs e o despacho da geração. A abordagem considera que as UGs, de uma mesma UHE, são idênticas. A programação dinâmica é usada para determinar o número de unidades que estarão ativas em cada usina. O objetivo é minimizar os custos referentes ao número de partidas e paradas das UGs e dos custos das perdas hidráulicas. A relaxação Lagrangeana determina a geração das UGs definidas na etapa anterior. A aplicação dos dois despachos ocorre iterativamente, até que a solução ótima seja encontrada.

Sousa et al. (2007), usam a relaxação Lagrangeana e as condições de otimalidade de *Karush-Kuhn-Tucker* como métodos de solução para a otimização da operação de UHEs. Essa metodologia é dividida em três fases: definição do sistema de monitoração das variáveis, cálculo das eficiências atuais e desenvolvimento do algoritmo de despacho ótimo para as UHEs.

Shujun et al. (2009) aplicam o método dos pontos interiores não lineares ao problema de despacho dinâmico. O problema é resolvido em duas etapas. Na primeira, são calculadas as soluções ótimas através de uma inequação que considera a geração de uma UG por um determinado período. Na segunda fase, são definidos os limites de geração de cada UG. O estudo de caso mostra que a metodologia é eficiente ao tratar do problema de despacho.

Kadowaki et al. (2009) usam a programação dinâmica e o método de Newton para resolver o problema de despacho de UHEs. A função objetivo trata de maximizar a eficiência das UHEs, reduzindo os custos de partidas e paradas. A abordagem foi aplicada em 95 UHEs do sistema elétrico brasileiro, obtendo resultados satisfatórios em termos de despacho das UHEs.

Takigawa (2010) resolve o problema de despacho hidrotérmico, utilizando a estratégia de relaxação Lagrangeana com o auxílio da técnica de inclusão de variáveis artificiais, para decompor o problema de despacho em sub-problemas. A metodologia do Lagrangeano au-

mentado é empregada para determinar uma solução viável. O estudo de caso é aplicado em um sistema hidrelétrico composto por 95 UHEs.

Santos (2001) propõe uma metodologia para o problema de pré-despacho, no curto prazo de um sistema hidrelétrico. O modelo faz uso das técnicas de algoritmo genético (AG) e relaxação Lagrangeana. A função de avaliação do AG considera os custos de partidas/paradas e perdas nas usinas. O estudo de caso é aplicado em um sistema de UHEs do rio Paranapanema. Os resultados mostram que a minimização das perdas hidráulicas é mais relevante do que a minimização do número de partidas e paradas.

Villasanti et al. (2004) apresentam um modelo de despacho multiobjetivo para o horizonte de um dia. As funções objetivos são maximizar a eficiência de geração e minimizar o número de partidas e paradas das UGs. Dois algoritmos multiobjetivos evolucionários³) são usados: *strength pareto evolutionary algorithm* (SPEA) e *nondominated sorting genetic algorithm II* (NSGA-II). Os resultados mostram que o SPEA apresenta um número maior de soluções na fronteira de Pareto do que o NSGA-II.

Peng et al. (2009) abordam o problema de despacho multiobjetivo em que os objetivos são: minimizar o custo da compra de energia e minimizar a emissão de gases poluentes. Um algoritmo de evolução diferencial baseado no conceito de soluções não dominadas é empregado. O modelo foi avaliado em seis UHEs. Os resultados mostram que a metodologia é capaz de realizar buscas globais com facilidade e encontrar as soluções não dominadas com rapidez.

Wu et al. (2010) propõem o algoritmo de evolução diferencial multiobjetivo para o problema de despacho econômico e ambiental de UHEs. A formulação do problema multiobjetivo é não linear, cujos objetivos tratam de minimizar o custo do combustível, as emissões e a perda de potência. A metodologia adota uma memória externa elitista que armazena as melhores soluções não-dominadas encontradas durante o processo evolutivo. Com intuito de preservar a diversidade das soluções na fronteira de Pareto, os autores propõem uma estratégia para medir o grau de agrupamento das soluções não-dominadas, com maior precisão.

Zhou e Wang (2010) tratam do problema de despacho diário da geração de UHEs através da técnica denominada novo algoritmo genético. A metodologia propõe um duplo *crossover* e uma dupla mutação para cada indivíduo. A função objetivo do problema busca minimizar a vazão turbinada, assegurando a geração de energia e minimizar o número de partidas e

³Do inglês *multi-objective evolutionary algorithms (MOEAs)*

paradas. O estudo de caso é aplicado a uma UHE com três UGs de 50 MW. Os resultados mostram que a técnica do novo algoritmo genético obteve melhor desempenho na função *fitness* do que a técnica tradicional dos AGs.

Muller (2010) propõe um modelo de despacho de UHEs no horizonte diário com discretização horária. O modelo usa uma técnica híbrida composta por AG e programação não linear. O método proposto obteve melhores resultados em um dos estudos de caso apresentados pelo autor, em comparação ao trabalho de programação dinâmica proposto por Encina (1999).

Fernandes (2011) implementa um modelo de otimização multiobjetivo para o despacho diário de UHEs. As técnicas de AG e programação linear são usadas. O trabalho propõe maximizar a eficiência da geração e minimizar o número de partidas e paradas. Os resultados apresentados são satisfatórios em termos de eficiência da geração, número de partidas e paradas e tempo computacional.

Colnago (2011) propõe uma metodologia de otimização da operação diária de UHEs. O modelo usa as técnicas de AG e linearizações sucessivas. O problema é dividido em dois sub-problemas: a operação das UHEs em cascata e o despacho das UGs. O primeiro sub-problema é proposto como um modelo linear e o segundo é solucionado com o AG. As soluções apresentadas atendem todas as restrições do modelo.

Gurgel et al. (2011) apresentam um modelo de despacho hidroelétrico ótimo de UHEs em cascata, que usa o AG. A abordagem busca maximizar a produtividade da cascata e minimizar o número de partidas e paradas das UGs, reduzindo os custos com a manutenção e com o desgaste físico das máquinas. Os resultados indicam que o valor global da produtividade obtido por esse modelo de despacho foi satisfatório quando comparado aos resultados obtidos pela operação real das UHEs em cascata.

Ansari et al. (2014) resolvem o problema de despacho hidrotérmico considerando a incerteza associada à previsão de carga, à vazão afluyente dos reservatórios e à saída forçada das UGs. O modelo também inclui a modelagem do fluxo de potência. A estratégia adotada pelos autores emprega as técnicas de decomposição de Benders generalizada, *outer approximation* e *equality relaxation*. A robustez do modelo é comprovada através dos estudos de caso apresentados.

Hidalgo et al. (2015) propõem um modelo que otimiza a operação de UHEs no horizonte diário com discretização horária. A estratégia de solução combina o AG (busca global) e

a programação não linear (busca local). O algoritmo SPEA-2 é empregado no processo de seleção das soluções candidatas e para construir a fronteira de Pareto. A busca local baseia-se na programação linear sucessiva e no método do gradiente reduzido generalizado. Os resultados mostram que a metodologia otimiza a operação da UHE ao aumentar a sua eficiência operativa e ao reduzir o número de partidas e paradas das UGs.

Huang (2001) usa o sistema de colônia de formigas (SCF) para solucionar o problema da programação da operação hidrelétrica. A função objetivo do problema visa maximizar a geração de UHEs, com diferentes taxas de descarga de água, ao longo de um dia. Os resultados do custo operacional da programação diária, por meio do SCF, foram comparados com os resultados obtidos pelas técnicas de *simulated annealing* e redes neurais. O desempenho computacional desses três métodos também foi avaliado. O *simulated annealing* apresentou bons resultados em termos de custo operacional, enquanto o SCF apresentou melhor desempenho computacional. Porém, as redes neurais não apresentaram bons resultados em termos de custo operacional.

Coelho et al. (2008) propõem uma abordagem híbrida, que usa um algoritmo inspirado na técnica de colônia de formigas, denominado de *ant colony inspired algorithm* com busca local baseada no método de quase-Newton. A metodologia é validada em um sistema teste com 13 UTEs com função incremental do custo de combustível, considerando os efeitos de ponto de válvula. Os resultados obtidos pelo método foram melhores quando comparados a outras abordagens apresentadas na literatura, como em Sinha et al. (2003) e Victoire e Jeyakumar (2004).

Musirin et al. (2009) utilizam a otimização por colônia de formigas (OCF) para resolver o problema do despacho econômico de um sistema termoeletrico, buscando minimizar as perdas na transmissão. Nesse trabalho, os autores fizeram uso da atualização global e local de feromônio. Os resultados encontrados foram satisfatórios. Os autores compararam os resultados obtidos com a técnica *artificial immune system*. A OCF obteve melhores resultados tanto no valor da função objetivo quanto em tempo de execução.

Vaisakh e Srinivas (2010) propõem uma meta-heurística denominada *evolving ant colony optimization* para resolver o problema do despacho econômico no horizonte diário, atendendo a demanda com as restrições de reserva girante. Nessa abordagem, a OCF foi usada para obter a programação da operação. O AG é usado para definir o melhor conjunto de parâmetros da OCF. Por fim, os multiplicadores de Lagrange determinam o despacho econômico durante o intervalo de 24 horas. Os resultados obtidos foram satisfatórios quando comparados a outras

técnicas de otimização.

Columbus et al. (2012) apresentam uma abordagem denominada *nodal ant colony optimization*. Essa técnica foi usada para resolver o problema de despacho diário de empresas de geração. Neste caso, o espaço de busca consiste numa combinação binária dos nós, os quais indicam se uma UG está ligada ou desligada. Essa abordagem mostrou-se mais eficaz que a OCF e que os métodos que usavam AG e relaxação Lagrangeana.

Kadowaki (2012) resolve o problema de otimização de um sistema hidrotérmico com predominância hídrica, para um horizonte de planejamento de uma semana. A abordagem combina as técnicas de programação dinâmica, o método de Newton, o método da relaxação das restrições, o método dos conjuntos ativos e das heurísticas. O critério de otimização é a minimização das perdas de geração e dos custos com as partidas e paradas das UGs.

Meirinhos (2010) apresenta um modelo de despacho de UTEs que usa a programação dinâmica e considera a incerteza da produção eólica. São apresentados estudos de caso com diferentes previsões da produção eólica e distintos níveis de energia de reserva, de modo a analisar a influência da incerteza da produção eólica, no despacho das UGs.

Rocha (2010) resolve o problema de despacho econômico de um sistema híbrido de geração composto por PCHs, UELs e usinas fotovoltaicas com a técnica de otimização denominada *gradient swarm optimization* (GraSo). Os resultados permitem concluir que a variabilidade na produção das fontes hídrica, eólica e fotovoltaica tem significativo impacto nos custos do despacho.

Siahkali e Vakilian (2010) propõem um modelo de planejamento da operação considerando um horizonte de três meses, com discretização semanal. Considera-se a natureza estocástica do vento e da carga. A simulação de Monte Carlo cria os cenários probabilísticos da geração eólica e da carga. O modelo é formulado como um problema não linear inteiro misto, que é resolvido com modelo GAMS (*general algebraic modeling system*) baseado no método de *Branch and Bound*.

Cunha (2011) apresenta uma metodologia para o problema de despacho, a qual emprega a técnica de *simulated annealing* como método de busca, em que as previsões probabilísticas de potência eólica são consideradas como cenários. A metodologia permite encontrar soluções factíveis que atendem às restrições impostas pelo sistema.

Sales (2009) propõe uma metodologia baseada na simulação de Monte Carlo sequencial

para avaliar os requisitos de reserva operativa e estática, em sistemas elétricos de potência com elevada inserção de energia eólica. Adicionalmente, o modelo permite verificar a influência dos tempos de partidas das UGs e das estratégias de operação no desempenho do sistema de geração, em termos de confiabilidade.

Nascimento (2005) analisa a inserção da energia eólica em larga escala no SIN. Uma análise da correlação entre as séries hidrológicas e as séries de vento é desenvolvida e aplicada a um programa de otimização, que usa a técnica de decomposição de Benders para definir o despacho das UHEs e UTEs. As técnicas de *cluster* foram aplicadas nas séries hidrológicas de forma a agrupar e analisar o comportamento de diversos cenários de hidrologia. Os resultados mostram que a inserção da geração eólica na região nordeste apresenta ganhos energéticos consideráveis, influenciando o preço da energia.

A Tabela 1.2 lista os trabalhos citados na seção de revisão da literatura, que empregam os métodos determinísticos para solucionar o problema de planejamento da operação.

Tabela 1.2: Classificação das referências bibliográficas: Métodos determinísticos

Referência	Modelo	Método
Faria et al. (1993)	Despacho de UHEs	<i>Branch and Bound</i>
Li et al. (1997)	Despacho hidrotérmico	Programação dinâmica com lista de prioridades
Chang et al. (2001)	Despacho de UHEs	Programação linear inteira mista
Encina et al. (2004)	Despacho de UHEs	Relaxação Lagrangeana e programação dinâmica
Finardi e Silva (2005)	Despacho de UHEs	<i>Branch and Bound</i> e gradiente projetado
Encina (2006)	Despacho de UHEs	Relaxação Lagrangeana e programação dinâmica
Sousa et al. (2007)	Despacho de UHEs	Relaxação Lagrangeana e condições de otimalidade de <i>Karush-Kuhn-Tucker</i>
Kadowaki et al. (2009)	Despacho de UHEs	Programação dinâmica e método de Newton
Takigawa (2010)	Despacho hidrotérmico	Relaxação Lagrangeana
Meirinhos (2010)	Despacho de UTEs e UELs	Programação dinâmica
Siahkali e Vakilian (2010)	Despacho de UELs	Programação não linear inteira mista
Kadowaki (2012)	Despacho hidrotérmico	Programação dinâmica, método de Newton, método da relaxação das restrições, método dos conjuntos ativos e heurísticas
Ansari et al. (2014)	Despacho hidrotérmico	Decomposição de Benders generalizada, <i>outer approximation</i> e <i>equality relaxation</i>

A Tabela 1.3 lista os trabalhos que usam as meta-heurísticas para solucionar o problema de planejamento da operação.

Tabela 1.3: Classificação das referências bibliográficas: Métodos com meta-heurísticas

Referência	Modelo	Método
Huang (2001)	Despacho de UHEs	<i>Simulated annealing</i> e redes neurais
Villasanti et al. (2004)	Despacho de UHEs	SPEA e NSGA-II
Nascimento (2005)	Análise da operação de UELs	Clusterização
Peng et al. (2009)	Despacho hidrotérmico	Evolução diferencial e fronteira de Pareto
Sales (2009)	Análise da reserva girante com a inserção de UELs	Método de Monte Carlo
Musirin et al. (2009)	Despacho de UTEs	Otimização por colônia de formigas
Wu et al. (2010)	Despacho economico	Algoritmo de evolução diferencial multiobjetivo
Vaisakh e Srinivas (2010)	Despacho de UTEs	<i>Evolving ant colony optimization</i>
Zhou e Wang (2010)	Despacho de UHEs	Novo algoritmo genético
Rocha (2010)	Despacho de PCHs, UELs e usinas fotovoltaicas	<i>Gradient swarm optimization</i> (GraSo)
Gurgel et al. (2011)	Despacho de UHEs	Algoritmo genético
Cunha (2011)	Despacho de UELs	<i>Simulated annealing</i>
Columbus et al. (2012)	Despacho hidrotérmico	<i>Nodal ant colony optimization</i>

A Tabela 1.4 lista os trabalhos citados na seção de revisão da literatura, que empregam tanto os métodos baseados em meta-heurísticas quanto os métodos determinísticos para solucionar o problema de planejamento da operação.

Tabela 1.4: Classificação das referências bibliográficas: Métodos heurísticos e determinísticos

Referência	Modelo	Método
Soares e Salmazo (1997)	Despacho de UHEs	Heurística e relaxação Lagrangeana
Santos (2001)	Despacho de UHEs	Algoritmo Genético e relaxação Lagrangeana
Coelho et al. (2008)	Despacho de UTEs	<i>Ant colony inspired algorithm</i> com a busca local baseada no método de Newton
Muller (2010)	Despacho de UHEs	Algoritmo Genético e programação linear
Fernandes (2011)	Despacho de UHEs	Algoritmo Genético e programação linear
Colnago (2011)	Despacho de UHEs	Algoritmo Genético e linearizações sucessivas
Hidalgo et al. (2015)	Despacho de UHEs	Algoritmo Genético, SPEA-2, programação linear sucessiva e método do gradiente reduzido generalizado

Como pode-se observar, existem vários trabalhos na literatura desenvolvidos para solucionar o problema de despacho de usinas que pertencem a um parque gerador. Em geral, estes trabalhos buscam fazer o melhor uso do recurso energético disponível, reduzindo os custos de geração e maximizando a produção de energia. O crescimento do número de pesquisas nesta área é consequência da importância do planejamento da operação, especialmente no que tange à alocação de forma ótima dos recursos energéticos para geração de energia.

A natureza combinatória, não linear, inteira mista e não convexa do problema de planejamento da operação faz dele um problema de difícil resolução. Em função dessa inerente dificuldade, existe um grande interesse no desenvolvimento de métodos eficientes de resolução, tanto heurísticos baseados nas meta-heurísticas como determinísticos.

Diversos métodos determinísticos têm sido usados para solucionar o problema de planejamento da operação. Destacam-se as técnicas baseadas no gradiente, método dos pontos interiores, *Branch and Bound*, método de Newton, relaxação Lagrangeana e programação dinâmica. Entretanto, muitas dessas abordagens quando aplicadas ao problema de planejamento da operação podem não estar aptas a encontrar uma solução ótima, e muitas vezes, a solução pode ficar retida em armadilhas de mínimos locais (COELHO; MARIANI, 2006).

Os métodos baseados em heurísticas, tais como o *simulated annealing*, o procedimento de busca aleatória gulosa (GRASP)⁴, a Busca Tabu, as estratégias evolutivas, o AG e a OCF têm sido aplicados na resolução de problemas que tratam do planejamento da operação. Estes métodos são atrativos, pois podem obter boas soluções factíveis com um baixo custo computacional. Ao mesmo tempo, o processo de otimização pode utilizar estratégias que evitam o aprisionamento em vales da função objetivo. Dessa forma, reduz-se o risco de obtenção de mínimos locais de baixa qualidade (DUTRA et al., 2010).

Em relação as meta-heurísticas, tem-se usado os métodos híbridos, que empregam as meta-heurísticas com métodos determinísticos de programação para solucionar problemas de otimização. Atualmente, existe uma tendência ao uso de métodos híbridos conjugando mais de uma meta-heurística, em um mesmo algoritmo.

Seguindo esta tendência, o presente trabalho faz uso de algoritmos heurísticos, em particular, baseados em meta-heurísticas como o AG e a OCF para resolver o problema do planejamento da operação. Detalhes sobre a metodologia são apresentados no Capítulo 5.

⁴Do inglês *greedy randomized adaptive search procedure*

1.3 Objetivos e contribuições

O principal objetivo deste trabalho é propor um modelo de despacho ótimo, que permite coordenar a operação de uma UEL operando em paralelo com uma UHE, considerando a etapa da programação diária da operação (PDO). Para isso, uma abordagem híbrida de despacho é considerada.

Os agentes proprietários das UELs estão expostos a significativos riscos de geração, que se justificam pela característica estocástica do vento. Por isso, neste modelo de otimização da PDO, a UEL é despachada em primeira instância para mitigar o risco de geração associado à fonte eólica.

As eventuais saídas forçadas e redução de potência na geração eólica são supridas pela reserva girante adicional alocada na UHE. Determina-se o valor da reserva girante usando o conceito de Value at Risk (VaR) como métrica de risco da geração eólica. Assim, caso a geração eólica verificada seja menor que a prevista, tem-se a reserva girante alocada na UHE para suprir o contrato de demanda.

O modelo de despacho da UHE é formulado como um problema multiobjetivo, que busca maximizar a geração de energia e minimizar o número de partidas e paradas. Duas meta-heurísticas são empregadas para solucionar o problema de despacho, sendo elas: o Algoritmo Genético (AG) e a Otimização por Colônia de Formigas (OCF).

O AG caracteriza-se por explorar o espaço busca criando boas soluções em termos de maximização da geração. Enquanto a OCF explora o espaço de busca criado pelo AG, resolvendo o problema de caminho mínimo representado pelo problema do despacho diário.

O modelo de otimização da PDO é empregado em uma UHE a fio d'água. O problema é formulado de modo que as restrições de reserva girante, meta de defluência, atendimento do contrato de demanda e limites operacionais da UHE sejam atendidas.

Uma vez cumprida a meta do contrato de demanda, considera-se que a energia gerada em excedente pela UHE, poderá ser comercializada no mercado de curto prazo. A diferença entre os montantes de energia produzidos/contratados por cada agente é contabilizada pela CCEE. Essa diferença é liquidada no mercado de curto prazo e valorada ao preço de liquidação das diferenças (PLD).

1.4 Premissas do modelo

Esta seção apresenta as premissas adotadas nesta tese, com relação ao modelo de despacho ótimo que coordena a operação de uma UEL operando em paralelo com uma UHE.

- Trata-se um modelo de despacho ótimo, que considera uma UHE a fio d'água inclusa numa cascata, cujo despacho é centralizado pelo ONS. Além disso, considera-se a operação de uma UEL em paralelo a UHE.
- Para não comprometer o funcionamento das demais usinas que fazem parte da cascata, a UHE deverá cumprir estritamente a meta de defluência. Trata-se, portanto, de uma restrição rígida de operação do modelo.
- Considera-se que as UGs da UHE possuem limites operacionais distintos atribuídos a conveniência operativa, identificada pelo agente proprietário da UHE, ao longo dos anos de operação.
- O atendimento da carga do sistema traduz uma meta a ser atendida pelo modelo. A UHE opera em um sistema predominantemente hidrotérmico; logo, ao gerar mais energia do que aquela determinada pelo ONS, é possível que uma UTE que tenha o CVU⁵ de maior custo, não seja despachada.
- E ao gerar mais energia, o agente proprietário da UHE pode ser renumerado pelo preço da energia do mercado de curto prazo, que é representado pelo PLD.

1.5 Estrutura capitular

Este trabalho está dividido em sete capítulos. O primeiro engloba esta Introdução, que descreve um breve referencial histórico sobre a expansão do parque gerador brasileiro. São apresentados alguns aspectos relevantes sobre a complexidade da coordenação e do planejamento da operação de um parque de geração, com participação de UELs. Por fim, é apresentado um referencial teórico que envolve as técnicas de otimização aplicadas ao problema de despacho.

O Capítulo 2 apresenta as principais características da geração de energia através das fontes hídricas e eólicas. Descrevem-se os principais componentes de uma UHE e de uma

⁵Custo Variável Unitário

UEL, além das restrições operativas às quais esses tipos de usinas estão sujeitas. Mostra-se, também, uma breve abordagem sobre os conceitos de demanda programada e reserva girante.

Já o Capítulo 3 objetiva formalizar a problemática da coordenação da operação dos sistemas hidrotérmicos, com predominância da geração hidrelétrica, que é o caso do Brasil. Os modelos de planejamento da operação de médio, curto e curtíssimo prazo são apresentados. Faz-se também uma breve contextualização do mercado de comercialização de energia elétrica do Brasil, descrevendo os mercados de contratação livre e regulado, bem como o mercado de curto prazo e as suas características peculiares.

O Capítulo 4 versa sobre o modelo de despacho, no curtíssimo prazo, de um sistema formado por uma UHE e uma UEL, que são os objetos de estudo deste trabalho. O Capítulo 5, por sua vez, apresenta os detalhes da metodologia que emprega duas meta-heurísticas populacionais: o AG e a OCF. Os conceitos de heurística e meta-heurística são discutidos, assim como as principais abordagens da literatura dos algoritmos, que pertencem à classe dos modelos de otimização.

Em seguida, no Capítulo 6, o estudo de caso é apresentado e os resultados obtidos pelo modelo são discutidos. Por fim, o Capítulo 7 não apenas contempla as considerações finais relativas ao trabalho, bem como as sugestões para trabalhos futuros.

Capítulo 2

Geração de energia: UHEs e UELs

O Brasil, quando comparado aos outros países, está em uma posição privilegiada, pois 74,5 % da sua eletricidade é de origem renovável. Isso se deve, principalmente, às condições hidrológicas favoráveis e à expansão da geração eólica e da biomassa ao longo dos últimos anos (BEN, 2015).

A fonte hídrica tem grande expressividade na oferta de energia da matriz energética brasileira. Em 2014 a geração hidráulica foi responsável por 65,2 % da oferta interna de energia, como pode ser observado na Figura 2.1 que apresenta a oferta interna de eletricidade no Brasil.

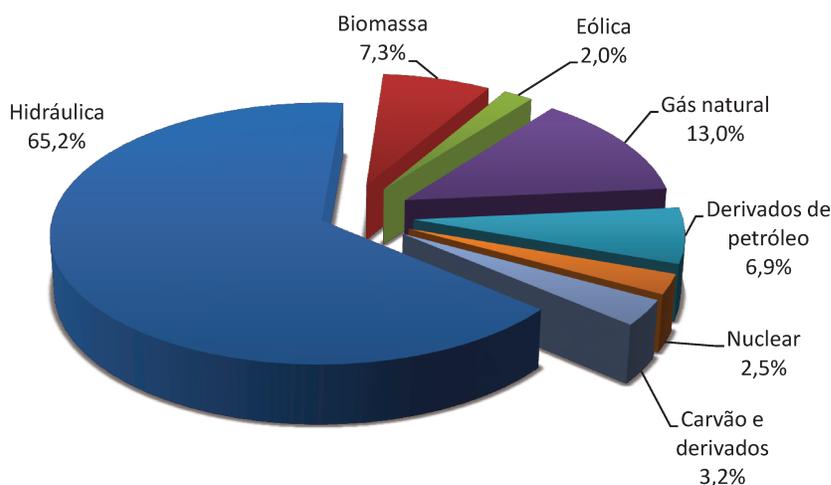


Figura 2.1: Oferta interna de eletricidade por fonte no Brasil em 2014
Fonte: BEN (2015)

Por sua vez, a biomassa (lenha, bagaço de cana, lixo e outras recuperações) e a fonte eólica representaram respectivamente, 7,3 % e 2,0 % da oferta interna de energia. Já as fontes não renováveis de energia, que incluem o gás natural, os derivados de petróleo, nuclear, carvão e derivados, representaram 25,6 % da oferta interna de energia.

O parque gerador brasileiro apresenta algumas características peculiares, que o diferenciam de outros sistemas. Trata-se de um sistema hidrotérmico com predominância de UHEs, em que as UTEs são usadas para complementar a geração hídrica.

Toda a energia produzida por essas usinas é transportada pelo SIN, um sistema de produção e transmissão de energia. O SIN é formado por quatro grandes sub-sistemas interligados: sudeste e centro-oeste (SE/CO), sul (S), nordeste (NE) e norte (N). De acordo com o ONS, apenas 1,7 % da energia requerida no país encontra-se fora do SIN, o que denomina-se de sistema isolado (ONS, 2014a).

O sistema interligado permite que a sazonalidade do regime hídrico seja melhor aproveitada. Dessa forma, desde que respeitadas certas configurações técnicas, a energia gerada em qualquer ponto do país pode ser consumida por diferentes consumidores em regiões distintas (SOUZA et al., 2014).

O SIN possui 12 grandes bacias hidrográficas, com um grande número de aproveitamentos e forte acoplamento hidráulico. As aflúncias apresentam alto grau de sazonalidade e elevado nível de incertezas. Além disso, o SIN atende ao mercado de um país com extensões continentais (RAMOS, 2011; KADOWAKI, 2012).

Dada a importância das UHEs na matriz energética do Brasil, a Seção 2.1 apresenta uma breve descrição de um aproveitamento hidráulico, além das restrições operacionais às quais as UHEs estão submetidas. Do mesmo modo, na Seção 2.2 as características de um aproveitamento eólico são descritas.

2.1 Usinas hidrelétricas

A energia elétrica produzida por uma UHE provém da energia potencial da água armazenada no reservatório, que é convertida em energia elétrica quando um volume de água é conduzido, sob pressão, pelo canal de adução até o conjunto turbina-gerador. O reservatório da UHE tem a função de armazenar a água, regularizando a vazão e garantindo um maior controle

da energia que pode ser gerada.

Uma UHE é composta, basicamente, por uma barragem, pelos sistemas de captação e adução de água, pela casa de força e pelos vertedouros. Cada uma dessas partes demanda obras e instalações que devem ser projetadas para o bom funcionamento em conjunto. A Figura 2.2 ilustra uma UHE e seus principais componentes que são apresentados nesta seção.

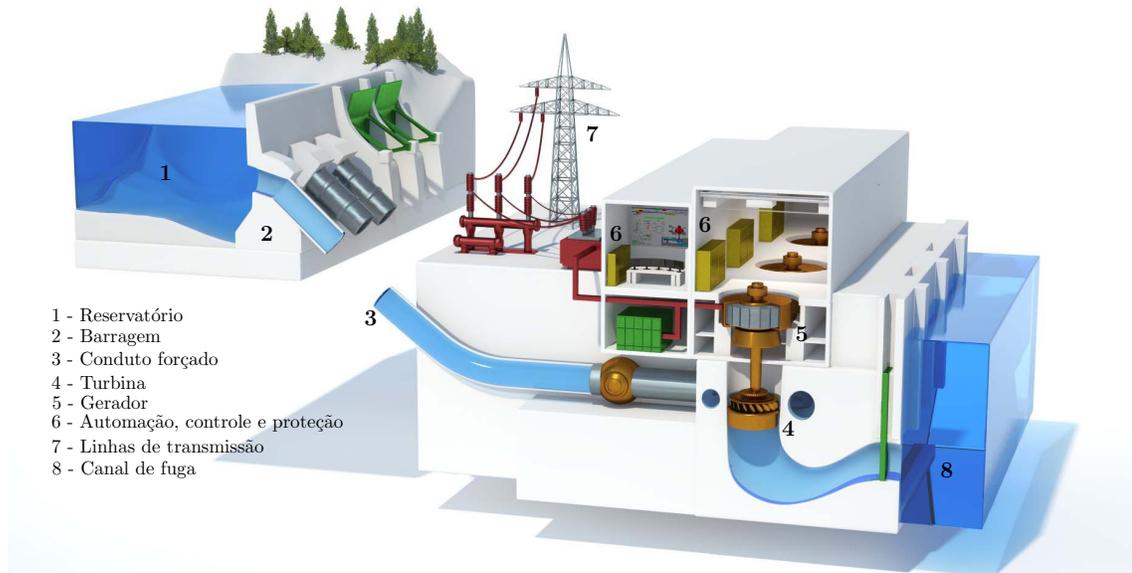


Figura 2.2: Vista lateral de uma usina hidrelétrica.

Fonte: Hydro (2011)

A barragem da usina tem a função de interromper o curso normal do rio formando um lago artificial, também conhecido como reservatório, que tem o papel de regularizar as vazões. Os reservatórios podem ser classificados em dois tipos: de acumulação e a fio d'água. Os primeiros permitem o acúmulo de grande quantidade de água e, geralmente, estão localizados nas cabeceiras dos rios e em locais de altas quedas d'água. Já as usinas a fio d'água geram a energia com o fluxo de água do rio, ou seja, pela vazão com o mínimo ou nenhum acúmulo de água (ANEEL, 2008; MME, 2007).

Dessa forma, as UHEs com reservatório de acumulação caracterizam-se pela capacidade de armazenar água nos reservatórios, permitindo maior controle da geração de energia. Usualmente, o aproveitamento hidráulico se dá em vários pontos ao longo do curso de um rio; assim, as usinas a montante podem controlar o fluxo de água e integrar as operações do conjunto de usinas (AMARAL, 2011).

A água captada no reservatório é levada até a casa de máquinas através dos canais

adutores. A água que chega aos condutos forçados faz com que a turbina gire. Depois de passar pela turbina, a água é restituída ao leito natural do rio, através do que se convencionou chamar de canal de fuga (MME, 2007; SOUZA et al., 1999).

Na casa de máquinas estão abrigados os conjuntos turbina-gerador. As turbinas convertem a energia cinética de pressão em mecânica, enquanto os geradores convertem a energia mecânica em eletricidade. Entre os diversos arranjos de casa de máquinas, o tipo abrigada é o mais comum no Brasil. Nesse tipo de arranjo, o conjunto turbina-gerador e os demais equipamentos são instalados dentro de uma única estrutura (MME, 2007).

O vertedouro permite o extravasamento do excesso de afluência que não pode ser armazenado no reservatório. Os vertedouros são classificados como de fundo e de superfície. Os de fundo são utilizados para o caso de ser requerida a descarga a jusante e nas situações que não possam ser atendidas pelos vertedouros de superfície. Os vertedouros de superfície podem, ainda, ser classificados como livres, que são muito usados em usinas a fio d'água, cuja barragem pode conter uma soleira vertente.

2.1.1 Turbinas hidráulicas

Na casa de máquinas estão abrigadas as turbinas hidráulicas, como já mencionado anteriormente. Essas turbinas são formadas por pás montadas em torno de um eixo. A pressão da água faz com que as pás girem em um movimento circular acionando o gerador elétrico.

As turbinas hidráulicas são classificadas em dois tipos: de ação ou de reação. Entre esses tipos, as mais comuns são: Pelton, Francis, Kaplan ou Bulbo. Tolmasquim (2003) e MME (2007) fazem uma breve descrição desses equipamentos.

As turbinas Pelton operam em altas quedas e com baixas vazões. Podem ter um, dois, quatro ou seis jatos. Dependendo da potência que se queira gerar, aciona-se o número de jatos necessários. Devido a essa característica, as turbinas Pelton têm uma curva de eficiência que assegura um bom rendimento em diversas condições de operação.

As turbinas Francis operam em quedas e vazões médias. O controle da vazão ocorre no distribuidor ou no sistema de pás móveis. Comparadas às turbinas Pelton, as turbinas Francis têm rendimento máximo maior, operam a velocidades mais altas e possuem menores dimensões.

As turbinas Kaplan operam em baixas quedas e com grandes vazões. O controle da vazão acontece nas pás do distribuidor e nas pás do rotor. Nesse caso, uma determinada abertura no distribuidor, corresponde a um determinado valor de inclinação das pás do rotor.

As turbinas Bulbo são indicadas para aproveitamentos cuja queda líquida seja inferior a 20 m. Esse tipo de turbina é similar a turbina Kaplan do tipo horizontal, porém o gerador hidráulico encontra-se num bulbo por onde a água flui ao seu redor antes de chegar às pás da turbina. Essas turbinas, de acordo com a literatura, são mais adequadas aos aproveitamentos onde há baixa queda e grande fluxo de água, a exemplo dos rios amazônicos (MME, 2007).

2.1.2 Gerador elétrico

Na casa de máquinas estão abrigados os geradores elétricos, que estão acoplados às turbinas hidráulicas, formando o conjunto turbina-gerador. Assim, a potência hidráulica da água sob pressão é transformada em potência mecânica através do movimento das pás da turbina, para posteriormente ser convertida em potência elétrica no gerador.

Praticamente toda a potência consumida no sistema de geração de energia é produzida por geradores síncronos, que são movidos por turbinas hidráulicas ou a vapor. Nas turbinas hidráulicas, os geradores síncronos são de polos salientes e funcionam em rotações relativamente baixas; por isso, tem-se um número de polos elevados (MONTICELLI; GARCIA, 2011).

2.1.3 Eficiência: grupo turbina-gerador

Segundo Soares e Salmazo (1997), a eficiência das UGs, ou seja dos conjuntos turbina-gerador, é o principal fator no desempenho da geração de eletricidade em uma UHE. Por isso, os modelos de otimização buscam maximizar a eficiência da geração, isto é, fazer o melhor aproveitamento possível do recurso energético disponível, que nesse caso é a água. Assim, quanto mais próximo for a operação da UG da região de eficiência máxima melhor será seu rendimento.

O rendimento do conjunto turbina-gerador é uma função não linear, que depende da potência de saída do conjunto turbina-gerador e da altura de queda (ENCINA, 2006). Usualmente, essa relação é representada por uma curva colina.

A Figura 2.3 ilustra a curva colina de uma UG da UHE de Jupia. O gráfico mostra que para uma altura de queda fixa, o rendimento da UG varia conforme a potência gerada. A potência gerada, por sua vez, é função da vazão turbinada.

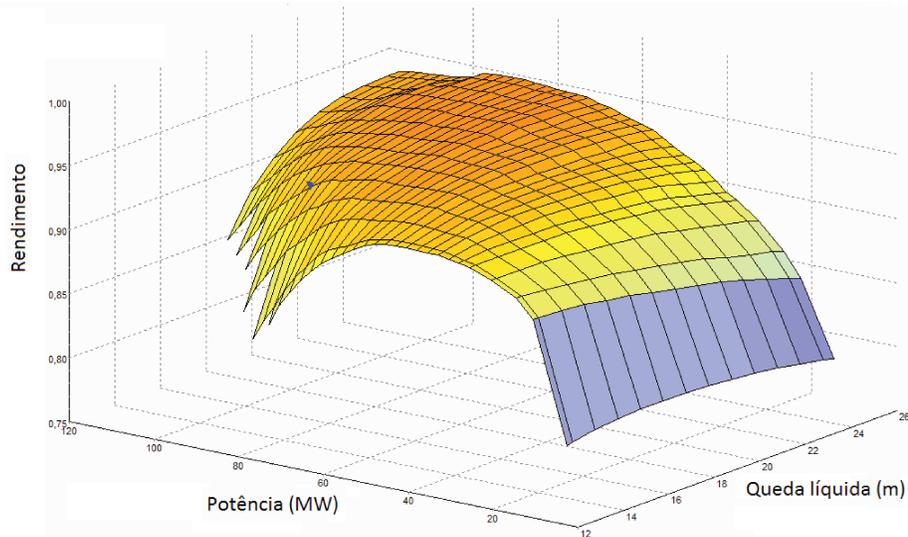


Figura 2.3: Curva colina de uma unidade geradora da UHE de Jupia
Fonte: HydroLab (2013)

As curvas colinas das UGs são, geralmente, obtidas através do modelo em escala reduzida. A partir da Teoria da Similaridade, admite-se que o protótipo (turbina instalada na usina) e seu modelo em escala reduzida possuam semelhanças geométrica, dinâmica e cinemática. Desta forma, os dados do modelo em escala reduzida podem ser usados no protótipo (FOX; MCDONALD, 1998).

No entanto, existe uma grande dificuldade em obter a similaridade entre os dois sistemas. O efeito de escala exerce forte influência no que se refere à semelhança cinemática e dinâmica. Por isto, algumas fórmulas empíricas de correção de eficiência entre os sistemas são utilizadas e assim são obtidas as curvas colinas de eficiência das UGs. Ainda, segundo Duarte e Bittencourt (2003), devido à dificuldade de obtermos a perfeita semelhança entre os dois sistemas, seus rendimentos são significativamente diferentes, apesar da correção realizada.

É notório que o desempenho das turbinas é comprometido com o passar dos anos. Isso se deve ao histórico operacional e de manutenção, ao desgaste natural das máquinas, às trincas por fadiga, entre outros fatores. Dessa forma, a eficiência das UGs de uma UHE em operação há anos muito provavelmente seja não apenas diferente da curva de eficiência

obtida através do modelo em escala reduzida, como também diferente entre as próprias UGs. A Figura 2.4 ilustra esse processo.

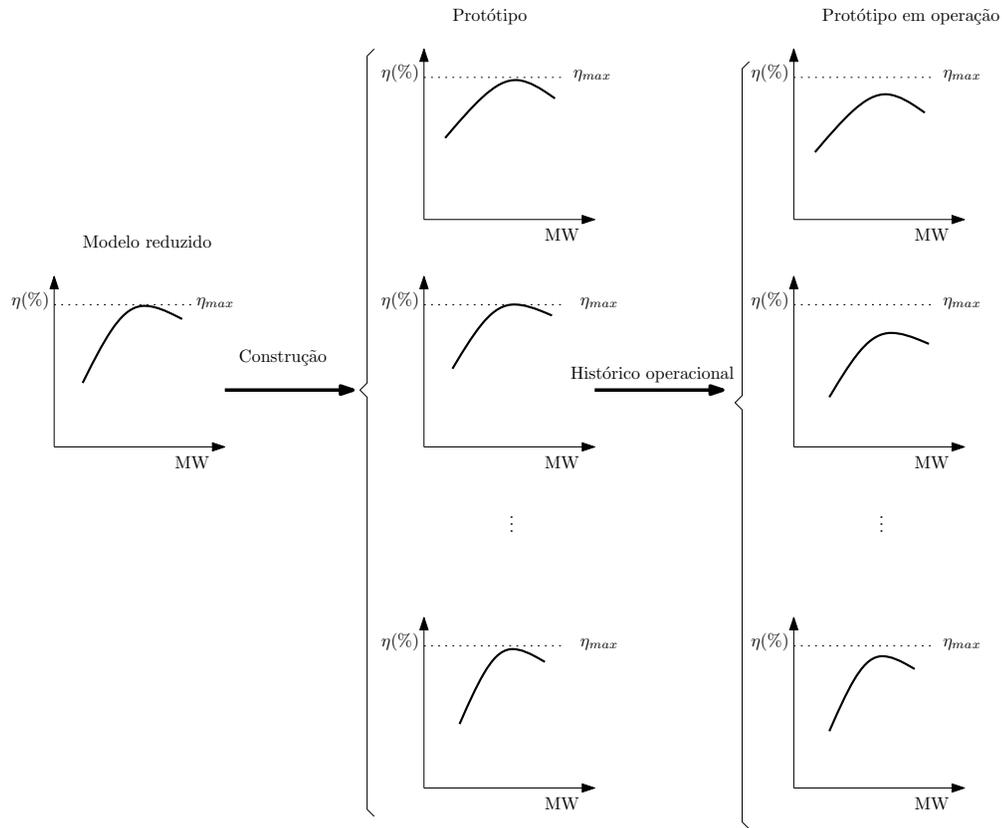


Figura 2.4: Curvas de eficiência do modelo reduzido e do protótipo

Assim, é possível supor que um modelo de despacho que considere as UGs de uma UHE como idênticas àquelas projetadas de acordo com modelo em escala reduzida não otimize propriamente a geração da UHE. Isso sugere a possibilidade de se obter ganhos de eficiência no despacho com a utilização de curvas individualizadas das UGs. O fato de tratar as UGs individualmente torna o problema mais desafiador, visto que o número de combinações possíveis entre as UGs cresce exponencialmente.

2.1.4 Função de produção de energia elétrica

A potência bruta (P_b) expressa a potência hidráulica disponível para uma UG, em função de uma determinada altura de queda bruta, Equação 2.1. Para isso, é necessário que haja um

fluxo de água contínuo e permanente passando pela turbina hidráulica num dado intervalo de tempo.

$$P_b = g \cdot \rho \cdot h_b \cdot q \quad (2.1)$$

onde: P_b indica a potência bruta [W]; g representa a aceleração da gravidade [m/s^2]; ρ indica o peso específico da água [kg/m^3]; h_b representa altura de queda bruta [m]; e q é vazão turbinada pela UG [m^3/s].

A potência usada para movimentar as pás da turbina depende das perdas hidráulicas no conduto forçado, ou seja, deve-se levar em consideração a altura de queda líquida (h_l), que é a diferença entre os níveis de montante e de jusante, descontadas as perdas médias por atrito na tubulação (KADOWAKI, 2012; EPE, 2008). A Equação 2.2 indica a potência disponível nos bornes do gerador (P_g).

$$P_g = g \cdot \rho \cdot \eta \cdot h_l \cdot q \quad (2.2)$$

onde: η é a eficiência do conjunto gerador-turbina, adimensional; e h_l representa altura de queda líquida [m].

2.1.5 Zonas proibidas de operação

As turbinas hidráulicas são projetadas para funcionarem em uma faixa operativa que maximiza a sua eficiência. Todavia, existem faixas operacionais conhecidas como zonas proibidas, nas quais a turbina não pode operar devido ao comprometimento do seu funcionamento. Nessas zonas de operação podem ocorrer oscilações na potência de saída da máquina e redução da vida útil de seus componentes (FINARDI, 2004).

Ainda segundo Queiroz (2012), quando a turbina opera fora da faixa ótima, surgem alguns distúrbios no escoamento, que aumentam à medida que se afastam das condições de projeto da turbina. Tais distúrbios surgem em consequência de ângulos de ataque das pás da turbina inadequados, posição inadequada do distribuidor ou da variação da queda líquida.

Por isso, no planejamento da operação faz-se necessário evitar as zonas proibidas de operação para assegurar a confiabilidade do sistema de geração de energia. Evitando, dessa

forma, a parada forçada da UG para manutenção.

A variação na vazão turbinada além de certos limites pode causar a cavitação. Esse fenômeno ocorre quando bolhas de vapor são formadas devido às altas velocidades do fluxo de água e da baixa pressão na saída do rotor da turbina. Essas bolhas são submetidas a um aumento abrupto de pressão durante o escoamento o que as faz implodir (FINARDI, 2004; COLNAGO, 2007).

Assim, quando as ondas de choque geradas pelas implosões sucessivas ocorrem próximas a uma superfície sólida, trincas microscópicas surgem e o material da superfície é deslocado, originando uma cavidade de erosão. Ao longo do tempo, esse fenômeno faz com que a superfície da pá da turbina adquira um aspecto esponjoso, rendilhado e corroído (QUEIROZ, 2012).

Os danos causados pelo fenômeno da cavitação nos componentes das turbinas hidráulicas envolvem não apenas os elevados custos com o reparo ou manutenção, bem como a considerável perda de energia gerada por indisponibilidade das UGs. A cavitação, então, limita a flexibilidade operacional do sistema e a redução da vida útil destes equipamentos (HORTA et al., 2000).

Dentre as consequências da cavitação estão, segundo Calainho et al. (1999), a erosão de contornos sólidos (como as pás das turbinas e paredes dos tubos de sucção), vibrações, ruídos excessivos e grande diminuição da eficiência das turbinas. Esta última pode comprometer diretamente a eficiência global de geração da usina hidrelétrica no despacho.

2.1.6 Partidas e paradas

Devido ao comportamento variável da carga, ao longo de um dia, o número de UGs necessárias para o atendimento da demanda também varia. No início do dia, quando temos a carga leve, nem sempre todas as UGs precisam estar operando.

Contudo, no decorrer do dia a demanda aumenta gradativamente. Assim, para que a demanda seja atendida faz-se necessário acionar um número maior de UGs. Após o horário de ponta, a demanda diminui gradativamente e as UGs devem ser desligadas. Com isso, é necessário gerenciar o número de UGs que estarão operando para evitar que estas operem em zonas que irão comprometer o seu funcionamento.

Usualmente, o custo das partidas e paradas está associado à degradação do isolamento dos enrolamentos do gerador devido às mudanças de temperatura, ao desgaste dos equipamentos mecânicos e à falha nos equipamentos de controle que pode ocorrer durante o chaveamento da UG. Um dos aspectos mais relevantes do chaveamento da UGs é a redução da vida útil dessas máquinas.

Devido a essa característica operacional das usinas, Nilsson e Sjelvgren (1997) buscaram quantificar o custo associado às partidas e paradas das UGs de UHEs. O valor indicado pelos autores é de 3 US\$/MW de potência nominal da UG. Bakken e Bjorkvoll (2002), por sua vez, propuseram um modelo para estimar o custo associado ao liga-desliga de uma UG.

A fim de analisar o efeito das partidas e paradas no problema de despacho, alguns autores como Encina (1999), Arce et al. (2002), Conejo et al. (2002), Santos e Ohishi (2004), García-González et al. (2007), Borghetti et al. (2008) Muller (2010) e Fernandes (2011) consideraram os custos associados ao número de partidas e paradas em seus modelos de despacho.

2.1.7 Reserva girante

Segundo Sanches (2012), a reserva girante do sistema é a soma da quantidade de potência disponível nos geradores ligados à rede necessária para repor o equilíbrio, entre a produção e consumo, na situação de contingências no sistema de transmissão ou geração. Ou seja, a reserva girante garante a confiabilidade do sistema caso ocorram falhas, como a perda de unidades de produção de maior potência, aumento brusco do consumo ou erros da previsão de demanda.

A fim de garantir a segurança operacional do SIN, durante o planejamento da operação, o ONS faz uso dessa reserva girante. Assim, a capacidade de geração das UGs já sincronizadas é disponibilizada em até 10 minutos para manter a segurança do sistema (COSTA, 2004).

Vale ressaltar que a reserva girante é alocada nas UGs das usinas que estão conectadas ao controle automático de geração (CAG), que têm como função assegurar o equilíbrio entre carga e geração, de modo a manter a frequência nominal de operação do sistema e os intercâmbios programados. Dessa forma, os estudos do CAG avaliam o desempenho do SIN, identificando as melhores estratégias de controle e definindo requisitos para a participação das usinas do SIN (ONS, 2013).

2.2 Usinas eólicas

O uso da energia eólica para produção de eletricidade em larga escala começou na Dinamarca por volta de 1980, no início haviam cerca de 50 turbinas eólicas, com um potencial aproximado de 2 MW. No entanto, na Califórnia por volta de 1986 já haviam 16.000 turbinas eólicas, que somavam 1.500 MW de capacidade instalada (PINTO, 2013).

No início da década de 1990, muitos países europeus estabeleceram programas de subsídio que incentivaram o uso da energia eólica. No início do ano 2000, a Alemanha tornou-se o país líder no uso de energia eólica. Em termos de capacidade instalada, a Alemanha liderou o *ranking* até o ano de 2007 (WAGNER; MATHUR, 2013; PINTO, 2013). Em 2013, a China liderava o cenário mundial, seguida dos Estados Unidos da América, Alemanha, Espanha e Índia (GWEC, 2013).

Valentine (2011) atribui a expansão da geração de eletricidade através do vento ao aumento do custo dos combustíveis fósseis, somados com a preocupação da geração de energia elétrica através de fontes renováveis. A redução dos custos dos equipamentos eólicos leva a menores custos de investimentos desse tipo de fonte, atraindo mais investidores.

No Brasil, nos últimos anos, é notório o crescimento exponencial das UELs. Em 2005 a potência instalada da fonte eólica era de 29 MW. Já em 2014 a potência instalada foi de 3.751 MW (BIG, 2014), como indicado na Figura 2.5.

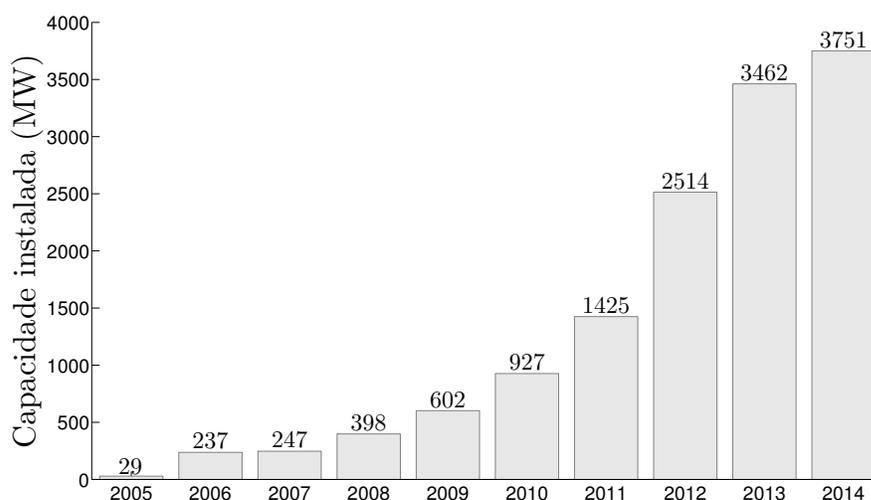


Figura 2.5: Capacidade instalada das usinas eólicas no Brasil
Fonte: BIG (2014)

O ano de 2011 foi marcado pela consolidação da energia eólica na matriz energética brasileira, considerando a expressiva contratação nos leilões ocorridos naquele ano, 2.905 MW no total. No mesmo tempo, ao atingir o patamar médio de preços de 100,00 R\$/MWh, a eólica se firmou como a segunda fonte mais competitiva do Brasil (MELO, 2013; CCEE, 2015c).

A geração de energia eólica caracteriza-se pela produção intermitente em função da natureza estocástica da sua fonte primária, o vento. Por isso, trata-se de uma fonte de energia não controlável. Tem-se uma estimativa de quanto é possível gerar de energia, mas não é possível afirmar que, necessariamente, toda essa energia será produzida.

Assim, conhecer as características de uma turbina eólica e o regime de ventos do local onde está instalado um parque eólico é de extrema importância para estimar a quantidade de energia elétrica que pode ser produzida. Isto posto, descreve-se na Subseção 2.2.1 os componentes de uma turbina eólica, o principal elemento de um parque eólico.

2.2.1 Turbinas eólicas

As turbinas eólicas são classificadas de acordo com a localização das pás em relação ao vento de ataque, quanto à posição do eixo (vertical ou horizontal), quanto ao número de pás e ao tipo de controle aerodinâmico. A Figura 2.6 apresenta um diagrama da classificação das turbinas eólicas.

As turbinas eólicas de eixo horizontal são as mais produzidas em escala comercial. Elas têm melhor rendimento aerodinâmico e estão expostas a menos esforços mecânicos. Nas turbinas frontais (*upwind*) o rotor está de frente para o vento. Geralmente, essas turbinas precisam de um sistema de ajuste para manter as pás voltadas para o vento.

Já nas turbinas de retaguarda (*downwind*) o rotor está atrás das pás. Nesse tipo de máquina o vento faz o controle do ajuste para manter as pás voltadas na direção do vento e a turbina naturalmente se orienta. Porém, nesse tipo de configuração, toda vez que a pá passa por atrás da torre, num curto período de tempo o vento é reduzido e isso faz com que a pá se flexione. Essa flexão tem o potencial de levar a pá à fadiga, aumentar o ruído da pá e reduzir seu potencial de saída (PINTO, 2013).

As turbinas eólicas têm a função de captar a energia cinética contida no vento e convertê-la em energia mecânica, que por sua vez é transformada em energia elétrica através do gerador elétrico. Os principais componentes de uma turbina eólica são a torre, nacelle, a caixa de

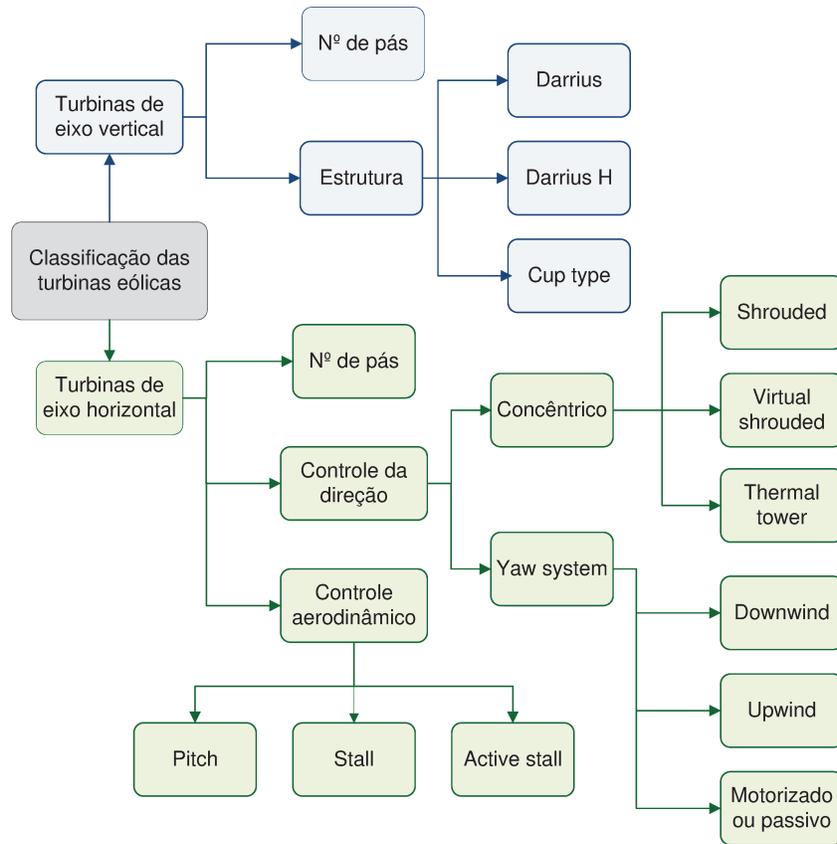


Figura 2.6: Classificação das turbinas eólicas
 Fonte: Ferreira (2011)

engrenagens (*gearbox*), gerador, cubo e as pás, como ilustrado na Figura 2.7.

A torre é a estrutura de sustentação da turbina eólica. Ela pode ser de dois tipos: as tubulares cônicas construídas em aço ou em concreto e as treliçadas construídas apenas em aço. Predominam no mercado atual as torres tubulares em aço, sendo as diversas partes da estrutura geralmente montadas no local do aproveitamento. Essas torres podem ter alturas superiores a 100 m (CARVALHO, 2006; PINTO, 2013).

Nacele é a estrutura montada em cima da torre onde estão contidos o gerador, caixa multiplicadora, freios, embreagem, mancais, controle eletrônico e o sistema hidráulico. A caixa multiplicadora é o mecanismo que transmite a energia mecânica do eixo do rotor ao eixo do gerador. Ela é usada para ajustar a frequência da unidade geradora de energia à frequência da rede. As turbinas eólicas com esse dispositivo costumam ser mais sofisticadas. Sob o nacele estão o anemômetro, que mede a velocidade e a intensidade do vento, e a biruta,

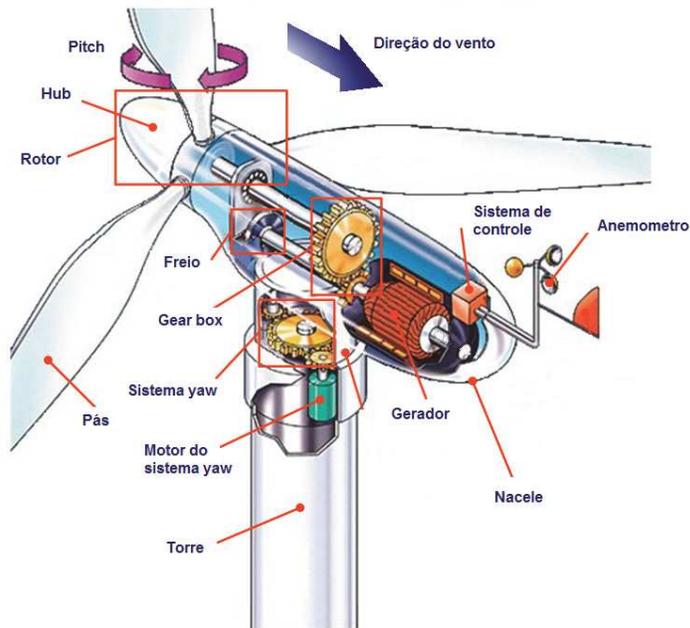


Figura 2.7: Componentes de uma turbina eólica
 Fonte: Surive (2011) com adaptações

responsável por indicar sua direção (PINTO, 2013).

As pás são fixadas no cubo que, usualmente, é construído em aço ou liga metálica de alta resistência. As pás podem conter rolamentos para as turbinas de controle de passo e as pás são construídas em fibra de vidro e reforçadas em epóxi e madeira. Esses materiais são relativamente baratos, robustos e resistem bem à fadiga (CARVALHO, 2006; PINTO, 2013).

As turbinas com três pás são as mais comercializadas no mercado mundial de energia eólica. Essas turbinas são mais estáveis, pois à medida que o número de rotações por minuto (rpm) da turbina aumenta, a turbulência causada por uma pá afeta a eficiência da pá seguinte. Assim, com menos pás a turbina pode girar mais rápido antes que essa interferência torne-se excessiva. Esse tipo de turbina também tende a ser mais silencioso durante a sua operação (WAGNER; MATHUR, 2013; PINTO, 2013).

2.2.2 Gerador elétrico

O gerador elétrico é o dispositivo responsável por converter a energia mecânica disponível no eixo do rotor em energia elétrica. Ele pode ser síncrono ou assíncrono (indução),

dependendo do arranjo utilizado (CARVALHO, 2006; BONELLI, 2010). A Tabela 2.1 apresenta algumas vantagens e desvantagens dos principais modelos de geradores para turbinas eólicas disponíveis no mercado.

Os rotores eólicos são providos de dispositivos de controle de potência usados para regular a velocidade do rotor. Existem três tipos de controle de potência, são eles: controle ativo, passivo e híbrido.

O sistema de controle ativo é também conhecido como *pitch control* ou sistema de controle de passo. Nesse sistema, sensores eletrônicos verificam a potência gerada pela turbina eólica várias vezes por segundo. Quando a potência gerada torna-se muito alta os mecanismos de angulação das pás do rotor giram, aumentando o ângulo de ataque da pá e reduzindo a potência de saída da turbina. Quando a velocidade do vento diminui, novamente, o mecanismo de angulação da pá é acionado e o ângulo de ataque da pá é reduzido de forma que o potencial eólico seja melhor aproveitado (NASCIMENTO, 2005).

O sistema de controle passivo é também conhecido como *stall control* ou sistema de controle por estol. Nesse sistema, as pás estão fixas ao rotor e não necessitam do sistema hidráulico de controle, como é o caso do sistema de passo. As pás são projetadas para criar uma turbulência na face que não confronta o vento, reduzindo a eficiência da turbina quando o vento atinge velocidades altas (NASCIMENTO, 2005; PINTO, 2013).

O controle híbrido ou *active stall* é uma combinação dos sistemas ativo e passivo. As turbinas com controle híbrido possuem pás de ângulo variável. Quando a velocidade do vento é baixa as turbinas operam com controle ativo, porém com frações angulares maiores para o controle das pás. Se a velocidade do vento ultrapassar a velocidade nominal, o sistema de controle rotaciona as pás na direção oposta que o controle ativo gira, proporcionando um controle mais intenso (MASTERS, 2004; NASCIMENTO, 2005; MATHEW, 2006).

Tabela 2.1: Modelos de geradores de turbinas eólicas

Tipo de gerador	Vantagens	Desvantagens
Indução gaiola de esquilo	Fácil de projetar, construir e operar Operação robusta Baixo custo	Baixo rendimento de energia Sem controle de potência ativa/reactiva Alto estresse mecânico
Síncrono a imã permanente	O mais alto rendimento de energia Maior controle de potência ativa/reactiva Ausência de escovas/enrolamento Baixo estresse mecânico Sem perdas de cobre no rotor	Elevado custo do material magnético Desmagnetização do imã permanente Complexo processo de construção Maior custo e perdas dos conversores de potência Tamanho grande
Síncrono com rotor bobinado	Alto rendimento de energia Maior controle de potência ativa/reactiva Baixo estresse mecânico Ausência de escovas/enrolamento	Maior custo do enrolamento de cobre Maior custo e perdas de conversores de potência Tamanho grande
De indução duplamente alimentado	Alto rendimento de energia Alto controle de potência ativa/reactiva Baixo custo e perdas de conversores de potência Menor estresse mecânico	Existência do enrolamento Altas perdas das engrenagens
De indução duplamente alimentado sem escovas	Maior rendimento de energia Alto controle de potência ativa/reactiva Menor custo e perdas de conversores de potência Ausência de escovas/enrolamento Menor estresse mecânico	Complexidade na montagem, projeto e controle Altas perdas das engrenagens
De relutância duplamente alimentado sem escovas	Maior rendimento de energia Alto controle de potência ativa/reactiva Menor custo e perdas de conversores de potência Ausência de escovas/enrolamento Sem perdas de cobre no rotor Menor estresse mecânico	Complexidade na montagem, projeto e controle Altas perdas das engrenagens Maior tamanho que o gerador de indução duplamente alimentado

Fonte: Kim (2010) *apud* Pinto (2013)

2.2.3 Eficiência: turbina eólica

Nas turbinas eólicas a eficiência do sistema de conversão de energia mecânica em energia elétrica é representada pelo gráfico da curva de potência. A curva de potência de uma turbina representa a relação entre a velocidade do vento na altura do eixo do rotor e a potência de saída da máquina. Esse gráfico indica o quanto é possível gerar de energia dadas diferentes velocidades de vento. A Figura 2.8 mostra a curva de potência elétrica de uma turbina eólica.

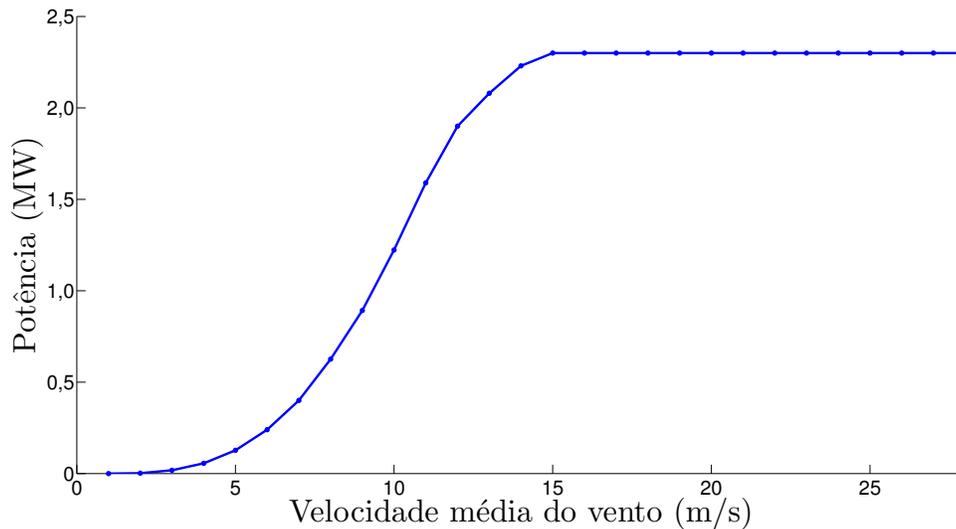


Figura 2.8: Curva de potência de uma turbina eólica
Fonte: Enercon (2010)

Geralmente, as turbinas são projetadas para começarem a operar com velocidades de vento entre 3 m/s e 5 m/s. Essa velocidade mínima de partida é denominada velocidade de *cut in*. Velocidades de vento abaixo da velocidade de *cut in* não são suficientes para superar o momento de inércia do rotor, por isso a turbina não é capaz de gerar energia (WAGNER; MATHUR, 2013).

As turbinas também são projetadas para pararem de operar quando a velocidade do vento é muito alta. Usualmente essa velocidade está em torno de 23 m/s e 25 m/s e é denominada de velocidade de *cut off*.

A velocidade nominal do vento é aquela em que a turbina é capaz de gerar energia na sua capacidade nominal e operar próximo ao ponto de eficiência máxima. Nas turbinas comercializadas atualmente essa velocidade é em torno de 15 m/s (WAGNER; MATHUR, 2013).

Na Figura 2.9 temos a curva que indica o coeficiente de potência (C_p) da turbina. Ele mostra a relação entre a potência extraída do vento e a potência disponível pelo vento, ou seja, a eficiência de conversão. Em condições ideais, o valor máximo teórico do C_p é de 0,593 (Coeficiente de Betz), ou seja, 59,3% da energia contida no fluxo de ar pode ser teoricamente extraída por uma turbina eólica (TOLMASQUIM, 2003; WAGNER; MATHUR, 2013).

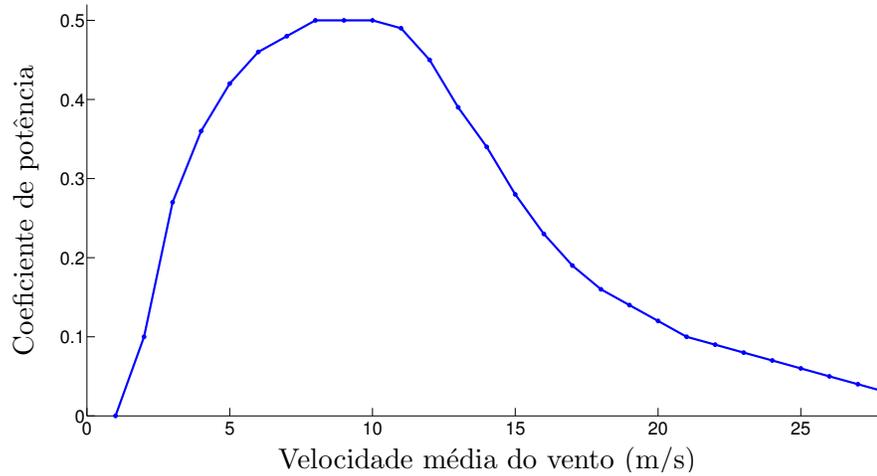


Figura 2.9: Coeficiente de potência de uma turbina eólica
 Fonte: Enercon (2010)

2.2.4 Função de produção de energia elétrica

Um sistema eólico é constituído por vários componentes que devem trabalhar em harmonia, de forma a propiciar um maior rendimento final. O rendimento global de um sistema eólico é a relação entre a energia que é entregue pelo sistema à rede em condições de total despacho, e a energia bruta disponível no vento que atravessa a área do rotor (TOLMASQUIM, 2003). A Equação 2.3 descreve a potência elétrica de saída de uma turbina eólica.

$$P = \frac{1}{2} \rho C_p \eta A V^3 \quad (2.3)$$

onde: P é a potência de saída da turbina eólica [W]; ρ representa a massa específica do ar [kg/m^3]; C_p denota o coeficiente de potência; η expressa a eficiência de conversão eletromecânica; A define a área do rotor [m^2] e V é a velocidade do vento em [m/s].

O potencial eólico de uma determinada região é função do cubo da velocidade do vento

(V), logo pequenas imprecisões na determinação da velocidade do vento acarretam grandes erros na avaliação do potencial eólico e estimativas de produção de energia (FERREIRA, 2011). Como observado na Equação 2.3, a quantidade de energia que pode ser entregue por uma turbina eólica, também, depende de alguns fatores como a área varrida pelo rotor, a altura da torre, o coeficiente de potência e o rendimento da turbina.

A quantidade de energia produzida por uma turbina eólica é um dos aspectos mais relevantes na avaliação da viabilidade de um parque eólico. É possível estimar a quantidade de energia que pode ser produzida por uma turbina eólica usando as informações da curva de potência da turbina eólica (Figura 2.8) e da distribuição de Weibull (Figura 2.10(a)).

$$G_e = 8760 \int_0^{\infty} f(v) p(v) dv \quad (2.4)$$

onde: G_e representa a geração eólica [Wh]; 8760 é o número de horas durante um ano; $f(v)$ é a função de distribuição de Weibull; e $p(v)$ representa a curva de potência de uma turbina eólica.

2.2.5 Caracterização do regime de ventos

O vento caracteriza-se pela sua natureza estocástica e por isso é importante compreender como a variabilidade do vento influencia a produção de energia eólica. Essa variabilidade é representada pela distribuição de Weibull (WAGNER; MATHUR, 2013).

Frequentemente, a distribuição de Weibull é usada em estudos de variáveis que apresentam limitações de magnitude por razões geofísicas, como por exemplo as variáveis de velocidade de vento (MIGUEL, 2004). Existem dois parâmetros que caracterizam a distribuição de Weibull: o de forma (k) e o de escala (c). Assim, a Equação 2.5 descreve a função de densidade de probabilidade de Weibull.

$$f(v) = \left(\frac{k}{c}\right) \left(\frac{v}{c}\right)^{k-1} e^{-\left(\frac{v}{c}\right)^k} \quad (2.5)$$

Onde: $f(v)$ representa a frequência de ocorrência da velocidade do vento; v indica a velocidade do vento [m/s]; k expressa o fator de forma; e c o fator de escala [m/s].

O fator de forma (k) é o parâmetro que indica a variabilidade dos ventos. Quanto

maior for o valor de k (entre 2 e 3) maior será a regularidade do regime do ventos, em termos de velocidade. Se o fator de forma estiver entre 1 e 2, a distribuição tende a apresentar velocidades de vento baixas, indicando uma grande probabilidade de velocidades de ventos baixas (WAGNER; MATHUR, 2013).

Já o fator de escala (c) é um parâmetro característico da distribuição. Ele possui a mesma unidade de medida da grandeza analisada, nesse caso o vento [m/s]. Se o valor de c for alto a distribuição estará mais bem distribuída e a velocidade média de vento terá um valor mais elevado.

O gráfico da Figura 2.10(a) indica a distribuição de probabilidade de Weibull que é comumente usada para caracterizar a amplitude da distribuição da velocidade dos ventos. Já o gráfico da Figura 2.10(b) indica a distribuição de probabilidade acumulada.

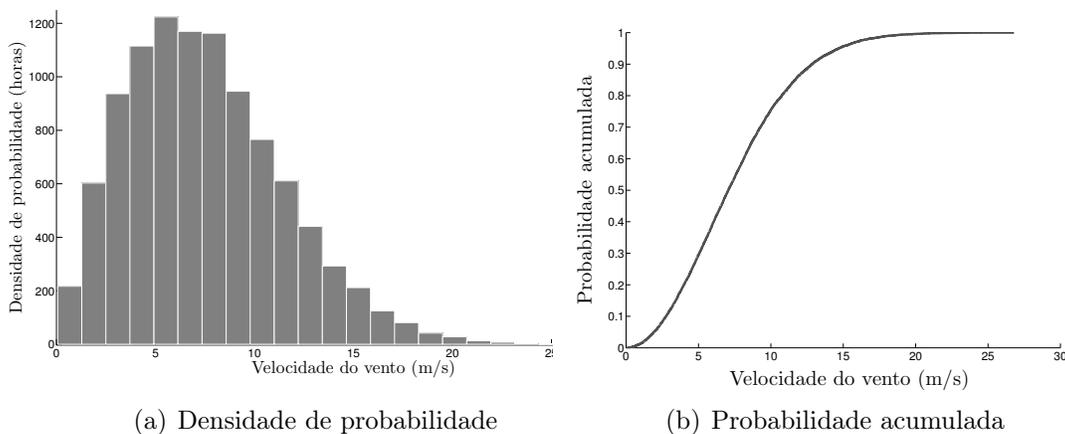


Figura 2.10: Distribuição de probabilidade do vento – Weibull

Uma melhor compreensão da variabilidade dos ventos ocorre quando informa-se um conjunto de dados na forma de uma tabela de frequência de distribuição. Assim, tem-se a informação do número de horas que uma determinada velocidade ocorre em um intervalo específico de tempo (MATHEW, 2006).

Para os cálculos da geração de energia eólica, a velocidade do vento deve ser avaliada pelo seu conteúdo de energia e por isso considera-se a sua distribuição de probabilidade. Isso se deve ao fato da velocidade média de uma série histórica não coincidir com a velocidade que ocorre com mais frequência. Geralmente, a velocidade média é maior do que a velocidade do vento que ocorre com mais frequência, com exceção dos ventos alísios, que são relativamente constantes ao longo do tempo (MATHEW, 2006).

2.3 Demanda programada

Diariamente o ONS elabora um plano de operação que prevê o consumo de carga de demanda horária, ao longo de um dia, para o SIN. Essa previsão de carga, também conhecida como demanda programada, está sujeita a desvios - para mais ou para menos - que decorrem da influência de fatores como, por exemplo, os eventos climáticos que fazem com que a carga oscile com o tempo.

Uma UHE com despacho centralizado pelo ONS recebe diariamente a meta de geração, ou seja, a demanda programada, que deverá ser atendida por ela. A diferença entre os montantes de energia prevista e gerada pelo agente é valorada ao PLD para efeito de liquidação financeira na CCEE.

O sistema elétrico tem por finalidade gerar e fornecer energia ao consumidor de modo confiável e seguro. Para isso, a geração de energia deverá suprir a demanda dos consumidores acrescida das perdas do sistema. Portanto, faz-se necessário conhecer o comportamento da carga para que o planejamento da operação seja determinado.

Sabe-se que a carga varia continuamente, em função da hora do dia, da semana e da estação do ano. Assim, a curva de carga representa o comportamento da demanda em função de determinado período de tempo. A Figura 2.11 ilustra uma curva de carga para o período de um dia.

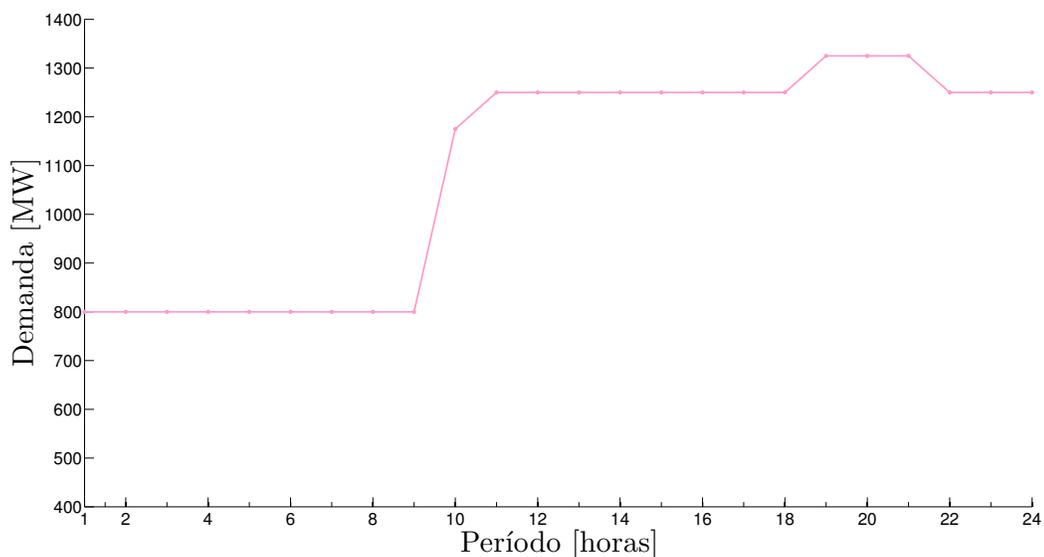


Figura 2.11: Curva de carga da UHE de Jupia

Uma curva de carga, normalmente, pode ser segmentada em três patamares de carga distintos: leve, médio e pesado. A carga leve representa o consumo de energia durante a madrugada e o início do dia. Já na carga média ocorre um aumento gradativo do consumo de energia. E por fim, tem-se a carga pesada que costuma acontecer no final do dia. É nesse intervalo de tempo que ocorre a justaposição do consumo residencial, comercial e industrial mais intenso, o que convencionou-se chamar de horário de pico ou de ponta.

Por isso, conhecer a curva de carga (demanda programada) é importante para o planejamento da operação das usinas que pertencem ao SIN. A curva de carga permite que o operador de uma UHE gerencie quais UGs devem entrar ou não em operação para que a demanda seja atendida.

Capítulo 3

Coordenação da operação

Em sistemas hidrotérmicos com grande participação de geração hidrelétrica, como é o caso do Brasil, a geração proveniente da fonte hídrica é complementada pela geração de origem termelétrica. Desse modo, o planejamento da operação tem por objetivo substituir, sempre que possível, a geração de origem termelétrica (custo combustível elevado) pela geração de origem hidroelétrica (custo do combustível nulo) (SOARES, 1987; BASTOS, 2004; NASCIMENTO, 2011). A Figura 3.1 ilustra um sistema hidrotérmico composto por UHEs e UTEs.

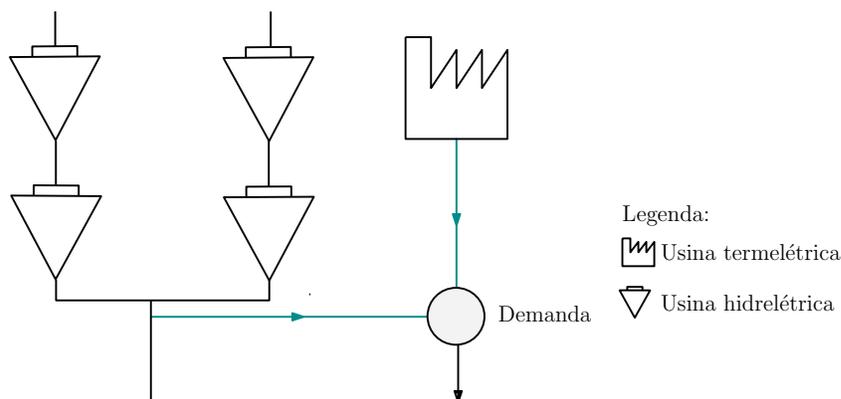


Figura 3.1: Sistema hidrotérmico de geração de energia elétrica

Nos casos da Figura 3.1, o planejamento da operação busca otimizar o uso dos recursos energéticos disponíveis, a água, durante o horizonte de planejamento. Dessa forma, o uso racional da água é promovido, garantindo a segurança no atendimento à demanda ao mesmo tempo que as restrições operativas do sistema são atendidas (NASCIMENTO, 2005;

ZAMBELLI, 2009).

Em sistemas hidrotérmicos de grande porte com predominância de UHEs, as UTEs costumam ser despachadas na base devido à maior restrição de rampa e ao custo não linear crescente das UTEs. Dessa forma, as UTEs são operadas com alterações mínimas do despacho de geração, e nesse caso são as UHEs as responsáveis por acompanhar as flutuações que ocorrem na demanda ao longo de um dia (KADOWAKI, 2012).

Usualmente, nas UTEs o critério de desempenho otimizado é o custo de geração. Nas UHEs, a relação entre o despacho da usina e o custo de geração não é tão clara quanto no despacho térmico, pois a água não é diretamente precificada. Neste caso, o critério de otimização adotado é a maximização da conversão da energia potencial da água acumulada nos reservatórios em energia elétrica, ou seja, a eficiência de geração da usina (ENCINA et al., 2002; ASANO et al., 2011).

De modo similar ao comportamento das UHEs, nas UELs a relação entre o despacho da usina e o custo de geração não é claro, uma vez que, o vento não é diretamente precificado. Por isso, geralmente, o critério de otimização adotado é a maximização da conversão de energia cinética dos ventos em energia elétrica. A eficiência da geração eólica depende da característica do sistema de conversão da turbina eólica. Por exemplo, nos geradores eólicos de velocidade variável com controle de passo das pás, a eficiência do sistema de conversão é determinada pelo ângulo de ataque das pás.

O planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos (POSHT) pode ser classificado como um problema de otimização de um sistema dinâmico, ou seja, acoplado no tempo. A disponibilidade de água armazenada nos reservatórios das UHEs, em um determinado intervalo de tempo (t), depende do uso da água em um intervalo de tempo anterior ($t - 1$). Essa relação estabelece a ligação entre as decisões operativas no tempo (SOARES, 1987).

No SIN diversas UHEs operam em uma mesma bacia hidrográfica, portanto, existe um forte acoplamento hidráulico entre essas usinas. A operação de uma UHE a montante influencia a operação da UHE a jusante. Dessa forma, pode-se afirmar que o POSHT é tratado como um problema interconectado.

A incerteza sobre regimes hidrológicos e sobre a demanda de energia caracterizam a estocasticidade do problema. A não linearidade deve-se à característica intrínseca das curvas de eficiência das UGs das UHEs, também conhecidas como curva colinas, e da característica não linear do custo de geração das UTEs.

Dessa forma, o POSHT é tratado como um problema dinâmico, interconectado, estocástico, não linear e de grande porte. Sua solução requer que o problema seja decomposto numa cadeia de modelos acoplados que consideram os horizontes de médio, curto e curtíssimo prazo. O acoplamento entre os modelos é realizado por meio da função de custo futuro da operação energética (SOUZA et al., 2014). Esses modelos são abordados com mais detalhes na Seção 3.1.

O POSHT considera desde a otimização plurianual dos reservatórios até o despacho das usinas, bem como as restrições físicas e operativas das usinas. Tem-se por objetivo atender a demanda de forma segura e econômica. Além dessas características, quando considerado o problema de transmissão de energia adiciona-se outro aspecto de complexidade ao problema de planejamento, representado pelos modelos de cálculo de fluxo de potência na rede de transmissão.

Com isso, o POSHT pode ser subdividido no problema de planejamento: energético e elétrico. O planejamento energético determina as estratégias de geração de energia elétrica de forma econômica e confiável, satisfazendo as restrições do sistema. Usualmente, consideram-se os aspectos estocásticos e hidráulicos com maior relevância.

Já o planejamento elétrico busca viabilizar as metas calculadas pelo planejamento da operação energética. Nesse caso, a representação do sistema de transmissão é essencial para assegurar a operação do sistema elétrico. Como resultado, por exemplo, tem-se a adaptação das metas energéticas à real capacidade do sistema de transmissão (LSEE, 2015).

3.1 Modelos de planejamento da operação

Em sistemas de grande porte, como o SIN, o planejamento da expansão da geração, a coordenação e a otimização do despacho de energia são bastante complexos do ponto de vista técnico. Para gerenciar esses aspectos o Centro de Pesquisas de Energia Elétrica (CEPEL) desenvolveu uma série de modelos matemáticos e computacionais voltados ao planejamento da operação, com intuito de coordenar a operação das UHEs, minimizar o uso da geração térmica e operar o SIN de modo mais eficiente, minimizando os custos operativos e os riscos de déficit (DAHER, 2008).

Assim, em função da preponderância hídrica do parque gerador no Brasil decidiu-se adotar um modelo de despacho centralizado, também conhecido como “*tight pool*”. Nesse

cenário, o ONS é a instituição que decide o montante de energia a ser despachado por usina do SIN, com base numa cadeia de modelos de otimização do uso da água armazenada nos reservatórios (CCEE, 2011).

Com isso, o planejamento da operação tem por objetivo delinear o comportamento do sistema em um horizonte de até 5 anos, promovendo o aproveitamento ótimo dos recursos disponíveis. Tem-se por objetivo garantir a qualidade e a segurança no atendimento à demanda do mercado, as restrições operativas do sistema hidrotérmico e minimizar os custos operativos (SOUZA et al., 2014).

Por sua vez, a programação da operação tem por objetivo estabelecer a operação de curto prazo do sistema hidrotérmico. Essa etapa fornece as decisões operativas do sistema de geração que sejam factíveis ao sistema de transmissão e respeitem as metas estabelecidas pela etapa de planejamento da operação (DAHER, 2008; SOUZA et al., 2014).

O NEWAVE é o modelo responsável pelo planejamento da operação do sistema hidrotérmico brasileiro. Já os modelos DECOMP e DESSEM-PAT tratam da programação da operação no horizonte de curto e curtíssimo prazo, respectivamente. Esses modelos foram desenvolvidos pelo CEPEL e são usados pelo ONS. Essa cadeia de modelos é apresentada na Figura 3.2

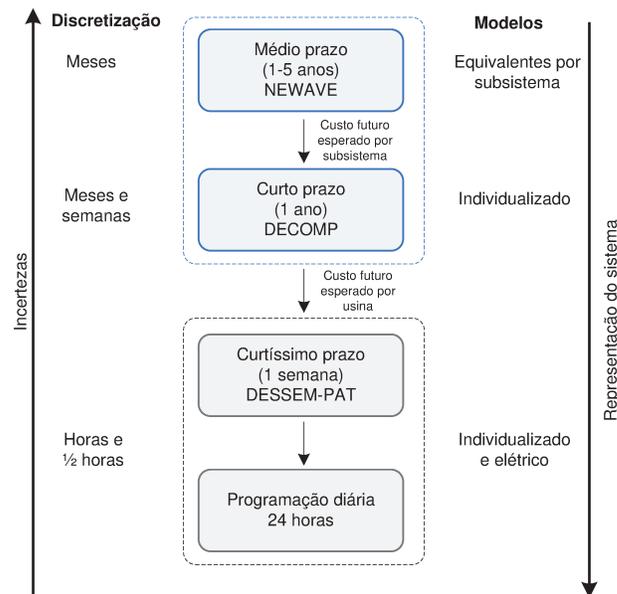


Figura 3.2: Modelos do planejamento e programação da operação no setor elétrico brasileiro
Fonte: ONS (2014a)

Como se pode observar na Figura 3.2, quanto mais distante for o horizonte de planejamento, maiores serão as incertezas associadas às vazões afluente e demanda, por exemplo. Em contrapartida, menor será o nível de detalhamento das usinas hidrelétricas e do sistema de transmissão.

A Figura 3.3 apresenta, além dos modelos de planejamento e programação da operação, as principais ferramentas computacionais usadas para auxiliar as etapas de planejamento e programação da operação.

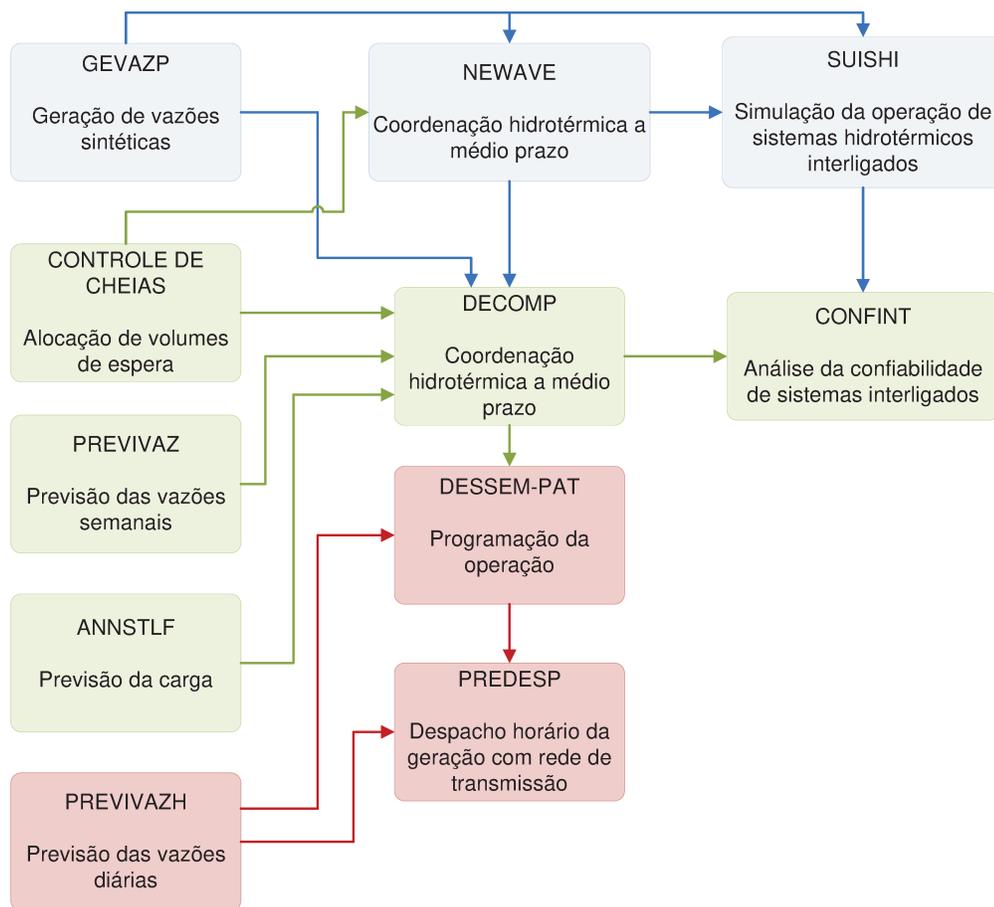


Figura 3.3: Modelos de planejamento desenvolvidos pelo CEPEL
Fonte: MME (2007), ONS (2009)

De acordo com a Figura 3.3, o GEVAZP fornece os cenários de vazões sintéticas para os modelos NEWAVE, DECOMP e SUISHI. Trata-se de um modelo estocástico multivariado de geração de séries sintéticas de vazões incrementais e totais afluentes dos aproveitamentos hidrelétricos (ONS, 2009).

Por sua vez, o SUIISHI é o modelo usado para simulação da operação energética de sistemas hidrotérmicos interligados, com base mensal. Nesse modelo, as usinas são representadas individualmente. Os principais resultados do modelo são as probabilidades de *déficit* de energia, custos marginais de operação, probabilidade de vertimento, energia armazenada e geração média em cada usina (ONS, 2009).

O PREVIVAZ é um modelo estocástico univariado de previsão de vazões em uma base semanal, para um horizonte de até semanas à frente. O modelo utiliza informações de até quatro semanas anteriores. Já o PREVIVAZH é o modelo de previsão de vazões em base diária, considerando até 14 dias à frente. Ele baseia-se na desagregação da previsão semanal a partir da tendência inferida das últimas vazões passadas e das séries sintéticas diárias de vazões naturais de forma ponderada (ONS, 2009).

O ANNSTLF (*artificial neural network short term load forecast*) é uma ferramenta baseada em redes neurais artificiais usada para prever a carga de curto prazo. Por fim, o CONFINT é o modelo utilizado para a análise probabilística do atendimento a demanda do SIN. O modelo considera as restrições de interligação e saídas forçadas das UGs térmicas e hidráulicas (ONS, 2009).

3.1.1 NEWAVE

O modelo NEWAVE é usado no planejamento de médio prazo e considera um horizonte de até cinco anos, com discretização mensal. O modelo representa o parque hidrelétrico de forma agregada. Desse modo, o SIN é representado por quatro subsistemas equivalentes interligados. O cálculo da política de operação é baseada no modelo de programação dinâmica dual estocástica (CEPEL, 2012a).

O modelo determina a política de operação mais econômica para os subsistemas equivalentes. São consideradas as incertezas das afluências futuras, os patamares de demanda e a indisponibilidade de equipamentos (CEPEL, 2012a).

Assim, a cada mês, define-se a alocação ótima de recursos hídricos e térmicos minimizando o valor do custo esperado da operação ao longo do período de planejamento. Como resultados são apresentadas as funções de custo futuro que realizam o acoplamento com a etapa de curto prazo no final do horizonte de planejamento (KADOWAKI, 2012).

3.1.2 DECOMP

O modelo DECOMP é usado para o planejamento de curto prazo de um sistema hidrotérmico sujeito a afluições estocásticas. O horizonte de planejamento é de até um ano discretizado em etapas mensais. O modelo tem por objetivo determinar as metas de geração de cada usina, de modo que o custo esperado da operação seja minimizado.

O DECOMP é um modelo linear, de grande porte, multiperíodo e estocástico. As restrições físicas e operativas do problema de despacho consideradas são: o limite de turbinamento, defluência mínima, armazenamento e atendimento à demanda. Diferentes cenários hidrológicos são usados para representar a estocasticidade das vazões (CEPEL, 2012b).

Ainda segundo CEPEL (2012b), o problema da operação multiperíodo é decomposto em subproblemas de um único estágio e cenário. Assim, a decomposição de Benders aplicada aos problemas estocásticos é usada para integrar esses subproblemas. Isso resulta na solução iterativa de uma sucessão de subproblemas de operação em um único estágio. Dessa forma, é possível estimar com precisão as consequências futuras das decisões operativas de um estágio nos seguintes.

3.1.3 DESSEM-PAT

O DESSEM-PAT é o modelo usado para a programação diária da operação. O horizonte de planejamento do modelo é de até 14 dias, com discretização de até 5 períodos por dia. É permitido uma discretização não uniforme, sendo que o intervalo mínimo de tempo admissível é de meia hora (CEPEL, 2012c). A Figura 3.4 ilustra a discretização temporal do modelo DESSEM-PAT.

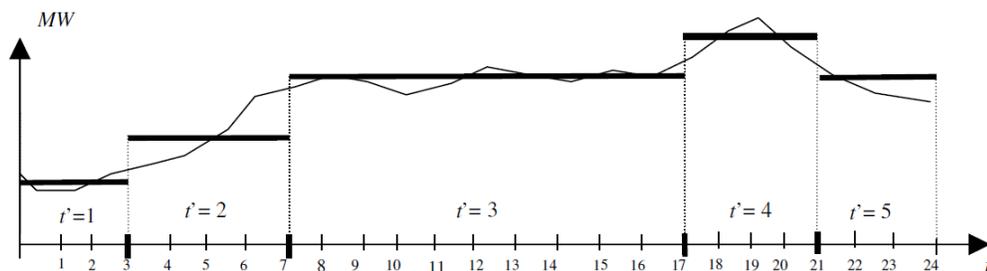


Figura 3.4: Representação dos patamares de carga do DESSEM-PAT
Fonte: CEPEL (2012c)

O modelo DESSEM-PAT é usado pelo ONS para o planejamento e operação do SIN. Ele tem como objetivo determinar um despacho hidrotérmico de mínimo custo para o SIN. Trata-se de um modelo determinístico de programação não linear, baseado em programação dinâmica dual determinística (ZAMBELLI, 2009; DEUS, 2010).

Ao final do horizonte de estudo pode-se acoplar a função de custo futuro gerada pelo DECOMP, que por sua vez considera o cálculo da política de operação do médio prazo fornecida pelo NEWAVE. Ao realizar o despacho das usinas, o modelo fornece o fluxo de carga de potência DC na rede elétrica para todos os períodos da programação. Além disso, ele calcula os custos marginais da operação do sistema que podem ser usados como referência para o preço da energia no mercado *spot* (curto prazo) (CEPEL, 2012c).

3.2 Mercado de energia

No novo modelo do setor elétrico, sustentado pelas Leis 10.847 de 2004 e 10.848 de 2004, a CCEE figura como a operadora do mercado brasileiro de energia elétrica. A CCEE é responsável por viabilizar um ambiente de negociação competitivo, sustentável e seguro (CCEE, 2014a).

Assim, o modelo regulatório do setor elétrico brasileiro prevê a comercialização de energia elétrica em dois ambientes de mercado: o Ambiente de Contratação Regulada (ACR) e o Ambiente de Contratação Livre (ACL). No mercado de curto prazo (MCP) são contabilizadas e liquidadas as diferenças entre os montantes de energia gerados, contratados e consumidos. A seguir esses ambientes de contratação e liquidação de energia elétrica são discutidos com mais detalhes.

3.2.1 Ambiente de contratação regulado

A contratação no ACR é formalizada por meio de contratos bilaterais celebrados entre os agentes vendedores e distribuidores que participam dos leilões de compra e venda de energia (CCEE, 2011). Os leilões de energia são delegados pela ANEEL e realizados pela CCEE, observando as diretrizes pré-fixadas pelo Ministério de Minas e Energia (MME).

A contratação de energia, no Brasil, ocorre principalmente por meio dos leilões de energia. Nesse mecanismo concessionárias, permissionárias e autorizadas de serviço público de

distribuição de energia do SIN garantem o atendimento de seu mercado consumidor (CCEE, 2014a).

Os preços máximos para a aquisição de energia nos leilões são definidos pelo MME e o critério da menor tarifa é usado para definir os vencedores. Assim, os vendedores que ofertarem energia elétrica pelo menor preço para o atendimento da demanda são os ganhadores do leilão de energia (CCEE, 2014a).

A Figura 3.5 apresenta os tipos de contratos que podem ser celebrados no ACR. Em seguida descrevem-se, brevemente, as características peculiares de cada um dos contratos de acordo com CCEE (2015b) e CCEE (2011).

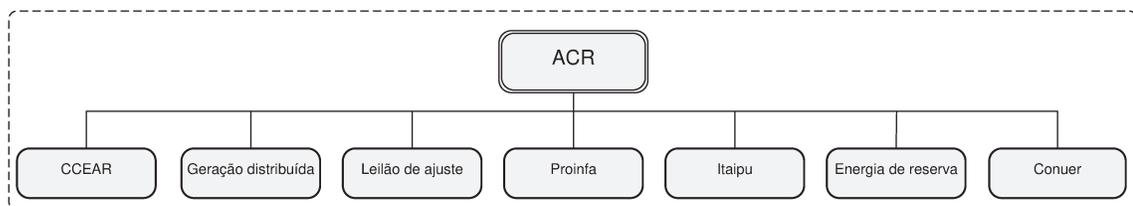


Figura 3.5: Tipos de contratos celebrados no ACR
Fonte: Adaptado de CCEE (2014a)

Contratos de comercialização de energia no ambiente regulado (CCEAR): Os CCEAR são contratos bilaterais que formalizam a contratação de energia através dos leilões de compra e venda. Os CCEARs são estabelecidos pelos editais específicos de cada leilão. As cláusulas e condições desses contratos são fixas, e não são passíveis de alterações pelos agentes. Existem duas modalidades de CCEAR:

- CCEAR por quantidade: nessa modalidade de contrato, os riscos hidrológicos da operação energética são assumidos, integralmente, pelos geradores.
- CCEAR por disponibilidade: nesse tipo de contrato o risco hidrológico é assumido pelo agente comprado, ou seja, as distribuidoras. As eventuais exposições financeiras no MCP, positivas ou negativas, serão assumidas pelas distribuidoras, com repasse ao consumidor final.

Contratos de geração distribuída: Nesse tipo de contrato, a negociação de energia elétrica provém de empreendimentos de agentes concessionários, permissionários ou autorizados conectados diretamente ao sistema elétrico de distribuição do comprador.

Contratos dos leilões de ajuste (CLA): Os CLAs ocorrem quando os agentes de distribuição de energia participam da modalidade de leilão de ajuste, que tem por objetivo complementar a carga de energia necessária ao atendimento do mercado consumidor. Os leilões de ajuste são necessários para corrigir eventuais desvios naturais em relação às previsões efetuadas para outros leilões.

Contratos do Proinfa: Os contratos do Proinfa são destinados à contratação de energia gerada pelas usinas que participam do referido programa - UELs, UTE movidas a biomassa e de PCHs. Os contratos são firmados por um período de 20 anos. Os agentes compradores são as concessionárias de distribuição de energia, consumidores livres e especiais, além dos autoprodutores adquirentes da quota-parte do programa.

Contratos de Itaipu: A energia produzida pela UHE de Itaipu é comercializada na CCEE por intermédio da Eletrobrás. Os contratos de Itaipu são registrados no sistema de contabilização e liquidação para representar os efeitos da energia comercializada pela usina com os agentes detentores da quota parte da usina (MME, 2014).

Contratos de energia de reserva (CER): Os CERs resultam dos leilões de energia de reserva. Nessa modalidade de contratação são formalizados tanto os CERs quanto o Conuer. Os CERs são aqueles contratos firmados entre os agentes vendedores nos leilões e a CCEE que representa os agentes de consumo, tanto do ACR como do ACL. No MCP ocorre a contabilização e liquidação da energia de reserva.

Contratos de uso de energia de reserva (Conuer): Em decorrência dos CERs, os Conuer são os contratos celebrados entre a CCEE e os agentes de consumo do ACR e do ACL, ou seja, os distribuidores, autoprodutores e os consumidores livres e especiais.

3.2.2 Ambiente de contratação livre

No ACL a contratação de energia decorre de contratos bilaterais firmados entre os agentes vendedores e os compradores. Nesse ambiente de contratação os agentes têm liberdade de negociar a compra de energia, estabelecendo volumes, preços e prazos de suprimento.

Os consumidores livres devem ser agentes cadastrados na CCEE e estão sujeitos ao pagamento de encargos, taxas e contribuições setoriais previstas na legislação. Os consumidores parcialmente livres ou especiais são aqueles que optaram por adquirir parte da sua energia de forma regulada junto à concessionária de distribuição (CCEE, 2011).

A Figura 3.6 apresenta os tipos de contratos que podem ser firmados no ACL. Em seguida descrevem-se, brevemente, as características peculiares de cada um dos contratos conforme CCEE (2014a) e CCEE (2011).

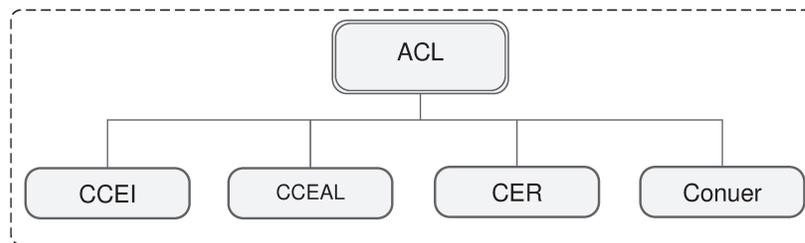


Figura 3.6: Tipos de contratos celebrados no ACL
Fonte: Adaptado de CCEE (2014a)

Contrato de compra de energia incentivada (CCEI): O CCEI formaliza a compra e venda de energia elétrica a partir de fontes incentivadas. Denomina-se energia incentivada aquela proveniente de empreendimentos de geração de energia renovável com potência instalada não superior a 30 MW, como as PCHs, UELs, UTEs a biomassa e usinas de fonte solar.

Contrato de compra e venda de energia elétrica no ambiente de contratação livre (CCEAL): O CCEAL tem como objeto a compra e venda de energia entre agentes de geração e comercializadores ou consumidores livres. No CCEAL são livremente negociados o preço, o volume, bem como as condições dos contratos de energia que serão firmados.

E por fim, no ACL é possível, também, celebrar os CER e os Conuer que já foram apresentados na seção 3.2.1.

3.2.3 Mercado de curto prazo

Tanto os contratos do ACR quanto os do ACL são registrados na CCEE. As diferenças entre os montantes de energia contratada e os efetivamente gerados e/ou consumidos pelos agentes

são liquidadas no MCP, também conhecido como mercado das diferenças ou *spot*. A fim de valorar estas diferenças, a CCEE calcula o Preço de Liquidação das Diferenças (PLD). A Figura 3.7 ilustra esse mecanismo.

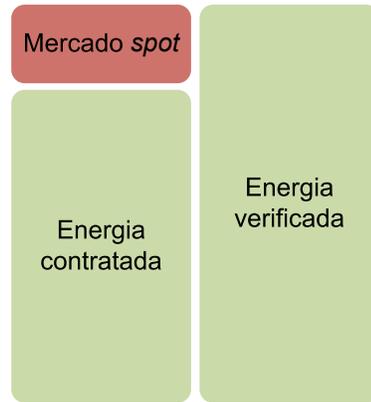


Figura 3.7: Mecanismo do mercado *spot* no setor elétrico brasileiro
 Fonte: Adaptado de CCEE (2011)

Assim, caso um agente use mais energia do que a prevista em contrato, a diferença da energia será paga ao preço do PLD. Em contrapartida, se a energia consumida for menor do que o montante contratado, essa diferença será creditada ao preço do PLD.

O cálculo do PLD é baseado no despacho *ex-ante*, que é apurado conforme as informações previstas, anteriores à operação real do sistema. Consideram-se os valores de disponibilidade declaradas de geração e de consumo previsto para cada submercado.

O PLD é determinado, semanalmente, para cada patamar de carga e para cada submercado com base no custo marginal da operação (CMO). Os patamares de carga são classificados de acordo com as horas do dia, conforme o perfil de carga definido pelo ONS. Esses patamares são apresentados na Tabela 3.1.

Tabela 3.1: Patamares de carga

	Sem horário de verão		Com horário de verão	
	2ª a sábado	Domingo	2ª a sábado	Domingo
Leve	00h-07h	00h-17h e 22h-24h	00h-07h	00h-18h e 23h-24h
Média	07h-18h e 21h-24h	17h-22h	07h-19h e 22h às 24h	18h às 23h
Pesada	18h-21h		19h-22h	

Fonte: ONS (2014b)

O CMO é um dos resultados fornecidos pelos modelos NEWAVE e DECOMP. Ele representa o custo da variável do recurso de geração mais caro despachado, caso esse ainda tenha disponibilidade de suprir o próximo incremento de carga (CCEE, 2014b).

Vale lembrar que o CMO é limitado por um preço máximo e mínimo vigentes para cada período de apuração e para cada submercado. Esses intervalos de duração são determinados para cada mês de apuração pelo ONS e informados à CCEE (CCEE, 2014a).

O cálculo do CMO é baseado nas condições hidrológicas, na demanda de energia, nos preços dos combustíveis, no custo de *déficit*, na entrada de novos projetos e na disponibilidade de equipamentos de geração e transmissão. Assim, o modelo de precificação obtém o despacho ótimo para o período de estudo, em que são definidos a geração hidráulica e térmica para cada submercado (CCEE, 2011; CCEE, 2014a).

3.2.4 A volatilidade do PLD

Segundo Castro e Leite (2008), até meados de 2005 o PLD não apresentava significativa volatilidade. Essa característica foi principalmente atribuída ao excesso de energia elétrica resultante do racionamento de 2001. Contudo, o crescimento da economia levou a um maior consumo de energia elétrica. Isso resultou em um equilíbrio mais ajustado entre o aumento da demanda e a oferta de energia, fazendo com que o PLD se tornasse mais instável.

A partir de 2006, a folga estrutural entre oferta e demanda deixou de ser significativa. A fim de suprir a demanda de energia, as fontes térmicas têm sido usadas com mais frequência para regularizar os níveis dos reservatórios. Em 2008, a intensificação do uso das UTEs, em consequência do atraso de chuvas no início do período úmido, levou ao aumento do preço do PLD (HEIDEIER et al., 2009).

Os anos de 2013 e 2014 foram marcados pela disparada de preços do PLD atribuída à queda do nível de água nos reservatórios. Esse cenário levou o ONS a acionar praticamente todas as UTEs do Brasil. Com isso, em novembro de 2014 o PLD médio atingiu o patamar de 804,54 R\$/MWh, o maior preço atingido no país, de acordo com o histórico da CCEE (CCEE, 2014a). A Figura 3.8 ilustra o histórico de preços do PLD entre os anos de 2010 e 2015.

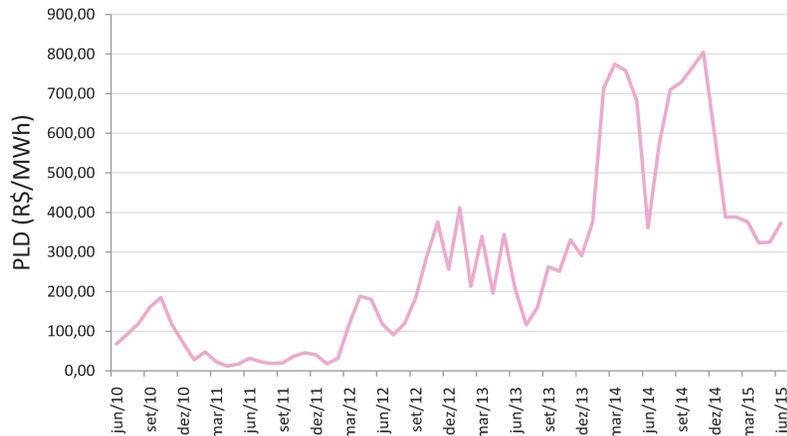


Figura 3.8: Histórico de preços do PLD entre 2010 e 2015
 Fonte: CCEE (2014a)

É notório que a energia armazenada nos reservatórios é a principal variável do PLD. Todavia, a volatilidade do PLD, também, é acentuada pela variação da disponibilidade de térmicas usadas para suprir o risco hidrológico do SIN. Essa característica pode ser observada na Figura 3.9.

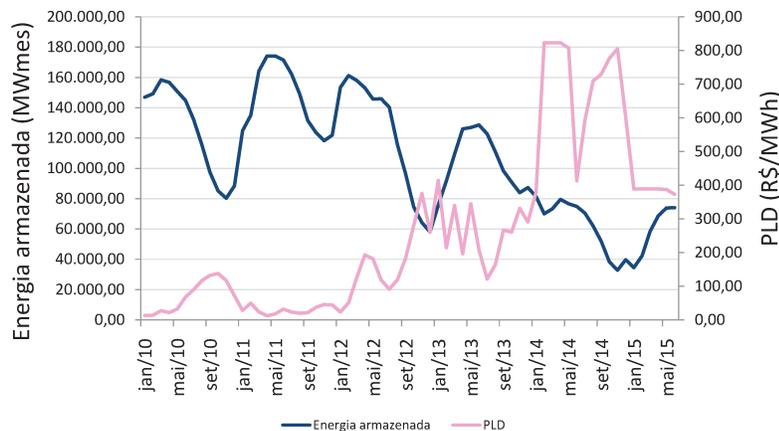


Figura 3.9: Influência da energia armazenada no PLD no submercado SE-CO
 Fonte: CCEE (2014a)

A Figura 3.9 ilustra o comportamento da energia armazenada nos reservatórios das UHEs, do submercado sudeste-centro-oeste, e o histórico de preços do PLD para o referido sub-sistema. Pode-se observar que quanto maior é o preço do PLD menor é a quantidade de água armazenada nos reservatórios. O custo mais elevado do PLD se justifica pelo maior uso de UTEs, cujo custo operacional é maior quando comparado às UHEs.

3.2.5 Mecanismo de realocação de energia

CCEE (2013) define o mecanismo de realocação de energia (MRE) como um instrumento financeiro de compartilhamento dos riscos hidrológicos associados à otimização energética do SIN. Esse mecanismo é destinado às UHEs com despacho centralizado pelo ONS. A participação das PCHs no MRE é facultativa.

O MRE transfere o excedente de energia das UHEs que produziram energia além da sua garantia física¹ (GF) para aquelas UHEs que geraram abaixo por imposição do ONS. Com esse mecanismo, o risco financeiro associado à comercialização de energia pelas referidas UHEs é mitigado, pois o MRE busca garantir o cumprimento dos contratos de energia.

A energia gerada pelo MRE pode ser maior, menor ou igual ao total da GF das UHEs participantes do mecanismo. Caso a soma da energia gerada pelas usinas seja maior ou igual à soma das GFs haverá um excedente de energia, denominada de energia secundária que deverá ser realocada entre os agentes geradores na proporção de suas GFs estabelecidas (CCEE, 2013).

Em contrapartida, se a soma da energia gerada pelas usinas for menor que a soma das suas GFs, não haverá energia suficiente para todos os geradores receberem a totalidade da GF. Desse modo, é calculado para cada gerador, na proporção da sua GF, um novo valor de energia disponível, apenas para efeito do MRE (GASTALDO; BERGER, 2009).

Esse *deficit* na geração das UHEs participantes do MRE, também, é conhecido pela sigla GSF - *generation scaling factor*. Sendo assim, quando o GSF for menor que 100% as usinas participantes do MRE estão gerando menos energia que o montante total da sua GF.

Para que as UHEs cumpram seus contratos de energia, a diferença entre a energia gerada e a GF, deve ser comprada no MCP. Logo, os agentes geradores ficam expostos ao preço do PLD, pois não há realocação de energia no MRE.

¹Garantia física ou energia assegurada é a quantidade máxima de energia que as usinas podem comercializar por meio de contratos em MW médios.

Capítulo 4

Modelo do despacho diário

O parque gerador do Brasil é composto, principalmente, por grandes bacias hidrográficas interligadas, onde estão instaladas diversas UHEs dispostas em cascata. Com isso, temos um forte acoplamento hidráulico e temporal entre as decisões operativas dessas usinas (KADOWAKI, 2012). Essa característica operativa pode ser observada na Figura 4.1 onde temos diversas UHEs, com e sem reservatório de acumulação, dispostas em cascata.

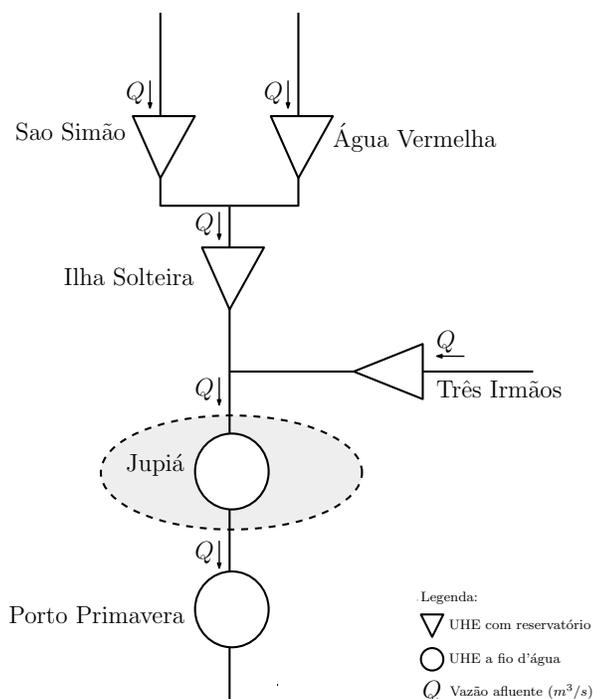


Figura 4.1: Posição da UHE de Jupιά na cascata

A Figura 4.1 apresenta algumas UHEs dispostas em cascata e que estão hidráulica-mente acopladas. Assim, a operação de uma usina a montante, no que diz respeito a sua vazão defluente, influencia diretamente a operação das demais UHEs à jusante tornando-as interdependentes.

As UHEs com reservatório de acumulação possuem maior capacidade de regulação e por isso a sua operação, no curto prazo, é menos dependente da operação das demais usinas à montante. Em contrapartida, as UHEs que operam a fio d'água são mais dependentes da vazão defluente das UHEs à montante.

Muitas das usinas que pertencem ao parque gerador brasileiro estão conectadas ao SIN e têm o despacho centralizado pelo ONS. Esse despacho tem por objetivo fazer o aproveitamento ótimo do recurso hídrico das UHEs, que estão na mesma bacia hidrográfica, atendendo as restrições de demanda do sistema. Nesse caso, o ONS determina a vazão afluyente (Q_t) e a demanda programada que deverá ser atendida por cada usina ao longo de um dia.

As UHEs de Jupia e Porto Primavera, ilustradas na Figura 4.1, operam a fio d'água e fazem parte de uma cascata, cujo despacho é centralizado pelo ONS. Como essas usinas operam a fio d'água a vazão afluyente deverá ser igual a vazão defluente, pois não existe muita capacidade de acumulação da água no reservatório das usinas. Por este motivo, a restrição de defluência deve ser plenamente atendida pelas UHEs, de modo que a operação das demais usinas da cascata não seja comprometida.

No entanto, como essas usinas pertencem à um sistema hidrotérmico, que opera de modo a minimizar o custo marginal da operação, se o operador da UHE aumentar a geração de energia usando a mesma vazão afluyente previamente estabelecida pelo ONS, desloca-se ligeiramente a geração térmica do sistema. Neste caso, o proprietário da usina pode obter uma ligeira vantagem financeira caso a energia gerada em excedente seja comercializada no MCP.

A demanda programada também deve ser cumprida; para cada hora t do dia tem-se uma vazão afluyente que proporcionará uma geração de energia elétrica (gl_t) para suprir uma determinada demanda programada. Assim, na formulação matemática do problema, a demanda programada é tratada como uma meta que deve ser cumprida, enquanto a restrição de vazão defluente deve ser rigorosamente atendida.

É nesse cenário que se insere o projeto de pesquisa e desenvolvimento (P&D) que resultou em parte desse trabalho de doutorado. O projeto tinha por objetivo otimizar a

operação das usinas de Jupuí e Porto Primavera. O problema de despacho, no horizonte diário, com discretização horária, foi tratado em duas etapas: a primeira soluciona o problema do despacho estático (horário) e a segunda resolve o problema do despacho dinâmico (diário).

Esse projeto de P&D resultou em dois trabalhos de doutorado. Um deles foi desenvolvido por Fernandes (2015), que resolve o problema de despacho das UHEs de Jupuí e Porto Primavera usando duas meta-heurísticas conhecidas como AG e SPEA. O segundo trabalho é apresentado nesta tese doutorado e emprega, além do AG, a meta-heurística conhecida como OCF. O modelo de despacho também considera a operação de uma UEL em paralelo com a UHE de Jupuí, caso este não abordado no modelo de despacho proposto no projeto de P&D.

Neste contexto, esta tese de doutorado tem por objetivo solucionar um modelo multi-objetivo, que otimiza o despacho horário da geração hídrica quando uma usina eólica está operando em paralelo. O impacto da geração eólica na operação da UHE de Jupuí é analisado considerando a etapa de programação diária da operação (PDO), com discretização horária. A Figura 4.2(a) ilustra o sistema de geração composto pela UHE de Jupuí e pela UEL projetada, objetos de estudo desse trabalho.

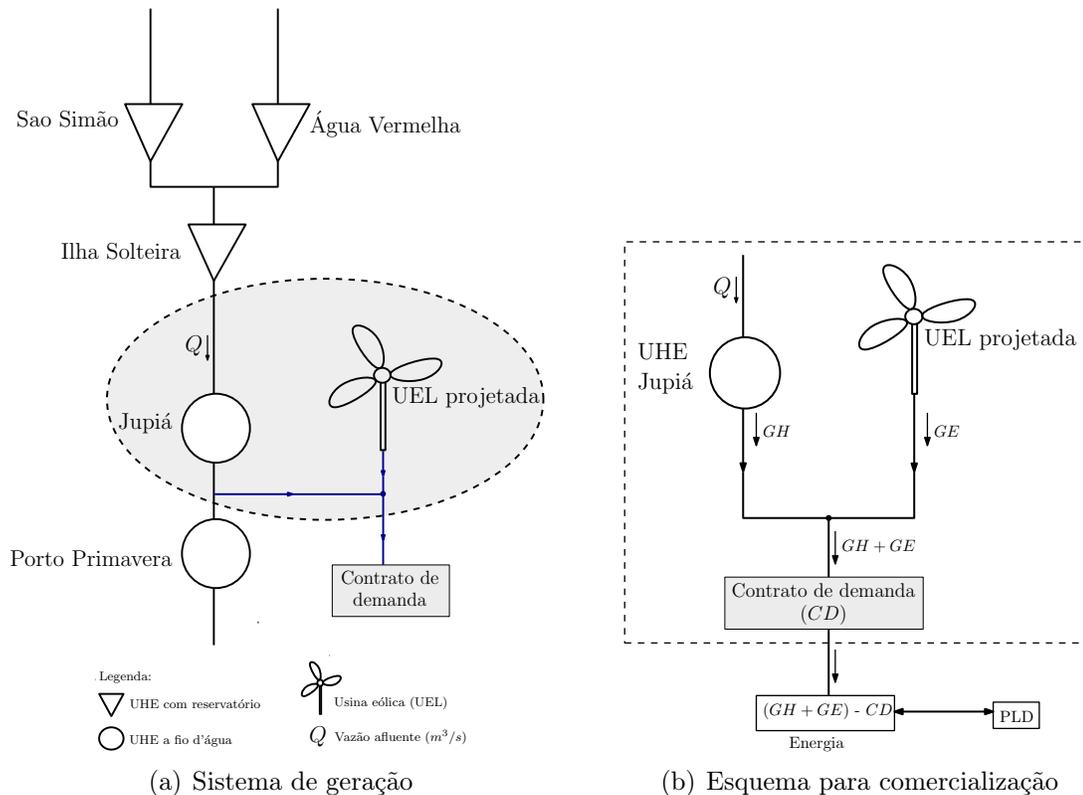


Figura 4.2: Associação entre a UHE de Jupuí e uma UEL

Na Figura 4.2(a) temos um sistema de geração onde a UEL projetada opera em paralelo com a UHE de Jupia. A fim de viabilizar o cumprimento do contrato de demanda (CD), caso a geração de energia da UEL não seja suficiente, aloca-se um valor de reserva girante na UHE usando o conceito de *Value at Risk* (VaR) que é abordado na próxima seção.

A necessidade da reserva girante decorre do fato da geração eólica ser dependente de uma fonte primária intermitente, o vento. Portanto, não há garantia de que a geração programada da UEL seja efetivada. Isso implica na obrigatoriedade de um sistema de *backup*, neste caso a UHE de Jupia, para que o suprimento da demanda de energia seja garantido.

Os agentes proprietários das UELs estão expostos a significativos riscos de geração, que se justificam pela característica estocástica do vento. Por isso, no modelo de otimização da PDO proposto, a UEL é despachada em primeira instância para mitigar o risco de contratação dessa fonte. Assim, caso a geração eólica verificada seja menor que a prevista, tem-se a reserva girante alocada na UHE para suprir o contrato de demanda.

Vale lembrar que o modelo considera uma UHE a fio d'água sem reservatório de acumulação. Logo, é interessante que se faça uso de forma ótima do recurso hídrico, pois a UHE possui pequena capacidade de regulação.

Partindo dessa premissa, o modelo busca maximizar a produção de energia elétrica da UHE ao longo do dia. Para isso, as UGs devem operar em seu ponto ótimo de eficiência, gerando a maior quantidade de energia possível e respeitando os seus limites operacionais.

Nesse caso, a vazão afluyente que não puder ser turbinada deverá ser vertida, para que a coordenação da cascata seja mantida, na hipótese de indisponibilidade de alguma UG. Tal característica é ilustrada na Figura 4.3.

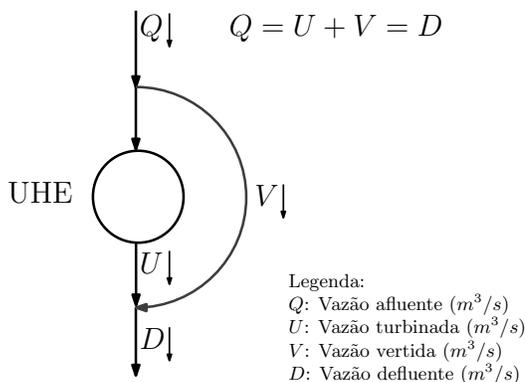


Figura 4.3: Restrição de aflluência de uma UHE a fio d'água

Na Figura 4.3 temos a vazão afluyente (Q) que representa a vazão de água que chega no reservatório da UHE. A vazão turbinada (U) é a vazão de água que passa pelas turbinas da UHE e, conseqüentemente, produz energia elétrica. A vazão vertida (V) é a vazão que não foi turbinada pela UHE, mas foi vertida por necessidades operativas diversas. Por sua vez, a vazão defluente (D) é a soma da vazão turbinada e da vazão vertida.

Adicionalmente, a energia que for gerada em excedente pela UHE, ao longo do dia, poderá ser comercializada no MCP. A diferença entre os montantes de energia produzidos/contratados pelo agente são contabilizadas pela CCEE, liquidadas no MCP e valoradas ao preço do PLD (Figura 4.2(b)).

4.1 Modelagem do despacho eólico

Para determinar a curva de distribuição da geração eólica ao longo de um dia são simuladas séries sintéticas de ventos baseadas nos fatores de forma (k) e escala (c) da distribuição de Weibull (detalhada no Capítulo 2). Para cada mês do ano são conhecidos os valores dos fatores (k) e (c).

Com a informação da distribuição de Weibull e da curva de potência de um aerogerador, é possível estimar a quantidade de energia que pode ser produzida por um parque eólico, dado um determinado regime de ventos. A média da curva de distribuição da geração eólica (E_m) ao longo de um dia, para um determinado mês do ano, é dada pela Equação 4.1.

$$E_m = 24 \int_0^{\infty} p(v) f(v) dv \quad (4.1)$$

onde: E_m é a média da curva de distribuição da geração eólica ao longo de um dia para o mês m ; 24 é o número de horas durante um dia; $f(v)$ é a função de distribuição de Weibull para o mês m ; e $p(v)$ representa a curva de potência de um aerogerador.

A Figura 4.4 ilustra a curva de distribuição da geração eólica usada para determinar a reserva girante que será alocada na UHE. Na Figura estão indicados dois parâmetros: a média da distribuição da geração eólica e o *Value at Risk* (VaR)¹.

¹O VaR é uma medida de perda percentual de uma carteira de investimentos sujeitos ao risco de mercado. Ele fornece uma medida estatística da máxima perda provável de um portfólio para o comportamento normal do mercado (JORION, 1997; PORTO, 2012).

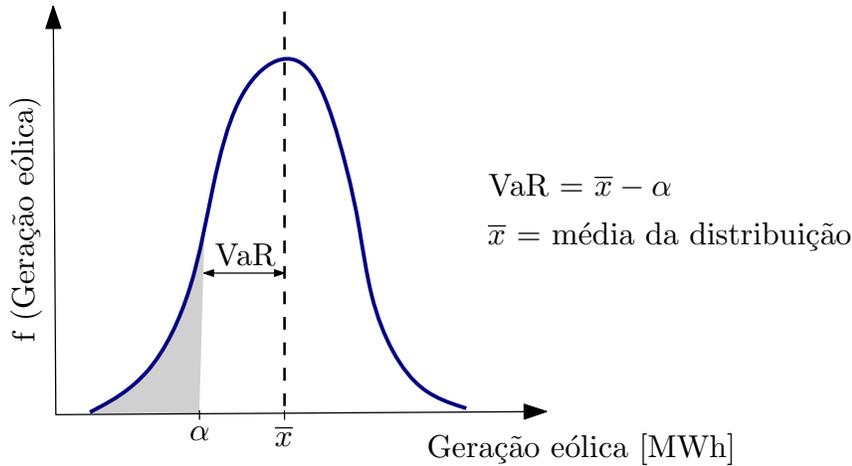


Figura 4.4: Função de distribuição da geração eólica

Para mensurar o VaR deve-se escolher dois fatores quantitativos: o horizonte de tempo e o intervalo de confiança. Para Munhoz (2008) a escolha do intervalo de confiança consiste em definir vários percentis e analisar o VaR em cada um deles.

Nesse trabalho o VaR é usado para quantificar o risco da não geração de energia da UEL. O VaR quantifica a diferença entre a geração eólica esperada (\bar{x}) e a menor geração (α) que pode ocorrer dado um determinado intervalo de confiança.

Com o propósito de cobrir eventuais gerações inferiores à média que possam ocorrer no sistema de geração eólica, admite-se que o VaR dessa distribuição de probabilidade será a reserva girante incremental a ser suprida pela UHE, representado pela Equação 4.2. Dessa forma, o contrato de demanda é suprido caso ocorram cenários de geração eólica inferiores a média esperada.

$$RG_t = VaR \quad (4.2)$$

onde: RG_t é a reserva girante incremental [MW] na hora t alocada na UHE, que é dada pelo VaR da função de distribuição da geração eólica para a hora t .

O modelo considera que um contrato de demanda (CD) deverá ser suprido pelo sistema de geração formado pela UHE e pela UEL. Para determinar a geração eólica (\overline{GE}_t) a cada hora do dia considera-se a velocidade média horária para cada mês analisado. Assim, é possível acompanhar a flutuação da geração eólica ao longo de um dia.

O modelo é validado com a informação da velocidade média horária disponibilizada no site da Empresa de Pesquisa Energética (EPE), na plataforma de acompanhamento das medições anemométricas (AMA) (AMA, 2015).

A demanda a ser suprida pela UHE é representada pela Equação 4.3. A UHE deverá ser capaz de suprir além da reserva girante (RG) uma parcela da demanda (DH) para que o contrato de demanda (CD) seja plenamente atendido.

$$DH_t = CD_t - \overline{GE}_t \quad (4.3)$$

onde: DH_t é a demanda residual a ser atendida pela UHE na hora t em [MW].

O gráfico da Figura 4.5 apresenta, para o horizonte de um dia, uma demanda contratada que deverá ser suprida pela UEL e pela UHE. O modelo considera que a geração eólica (\overline{GE}) será descontada da demanda contratada (CD) para então conhecermos o valor da demanda residual (DH) que deverá ser suprida pela UHE para que o contrato de demanda seja cumprido.

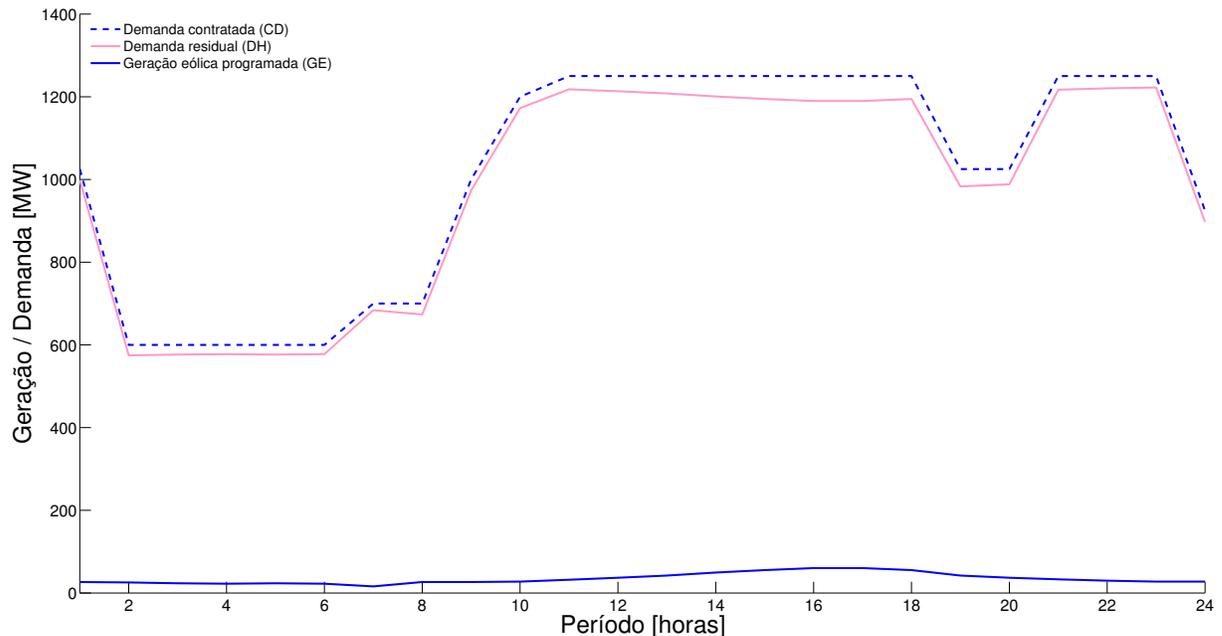


Figura 4.5: Demanda contratada e demanda residual

4.2 Modelagem do problema de PDO

O problema da PDO apresentado neste trabalho considera que a UHE de Jupiá opera em paralelo com uma UEL projetada. A UHE de Jupiá está conectada à dois barramentos do sistema de transmissão. No barramento de 440KV estão conectadas doze UGs e no barramento de 138KV mais duas UGs. A reserva girante incremental alocada na UHE é propiciada pelas UGs conectadas ao barramento de 440 kV.

O modelo de despacho é formulado como um problema de otimização multiobjetivo, não linear e inteiro misto, cuja formulação matemática é apresentada a seguir. A formulação possui caráter multiobjetivo, representado pelas funções objetivos 4.4 e 4.5. As restrições do modelo são representadas pelas equações e inequações de 4.6 à 4.15.

$$\text{Max} \sum_{t \in T} \sum_{m \in M} gl_{t,m} \quad (4.4)$$

$$\text{Min} \sum_{t \in T} \sum_{m \in M} |y_{t-1,m} - y_{t,m}| \quad (4.5)$$

$$\text{s.a. } gl_{t,m} = gb_{t,m} \cdot \eta(gb_{t,m}, h), \quad \forall m \in M, t \in T \quad (4.6)$$

$$RG_{t,B440} + \sum_{m \in B440} gl_{t,m} \leq \sum_{m \in B440} gl_{max\ t,m} \cdot y_{t,m}, \quad \forall t \in T \quad (4.7)$$

$$\sum_{m \in B440} gl_{t,m} \geq DH_{t,B440}, \quad \forall t \in T \quad (4.8)$$

$$\sum_{m \in B138} gl_{t,m} \geq DH_{t,B138}, \quad \forall t \in T \quad (4.9)$$

$$\sum_{m \in M} u_{t,m} = U_t, \quad \forall t \in T \quad (4.10)$$

$$U_t + V_t = Q_t, \quad \forall t \in T \quad (4.11)$$

$$U_t \geq 0, \quad \forall t \in T \quad (4.12)$$

$$V_t \geq 0, \quad \forall t \in T \quad (4.13)$$

$$y_{t,m} \cdot gl_{min\ t,m} \leq gl_{t,m} \leq y_{t,m} \cdot gl_{max\ t,m}, \quad \forall m \in M, t \in T \quad (4.14)$$

$$y_{t,m} \in \{0, 1\}, \quad \forall m \in M, t \in T \quad (4.15)$$

Onde:

t	Índice do período de tempo: $t \in T = \{1, \dots, T\}$;	
m	Índice da UG: $m \in M = \{1, \dots, M\}$;	
$B440$	Conjunto das UGs conectadas ao barramento de 440 kV, onde: $m \in B440 = \{1, \dots, 12\}$, $B440 \subset M$;	
$B138$	Conjunto das UGs conectadas ao barramento de 138 kV, onde: $m \in B138 = \{13, 14\}$, $B138 \subset M$, sendo que $B440 \cap B138 = \{ \}$;	
DH_t	Demanda da usina na hora t ;	[MW]
$DH_{t,B440}$	Demanda da usina na hora t no barramento de 440 kV;	[MW]
$DH_{t,B138}$	Demanda da usina na hora t no barramento de 138 kV;	[MW]
$RG_{t,B440}$	Reserva girante, na hora t no barramento de 440 kV;	[MW]
Q_t	Vazão afluyente da usina na hora t ;	[m ³ /s]
$\eta(gb_{t,m}, h)$	Eficiência da UG representada por um polinômio de 4º grau;	%
h	Altura de queda;	[m]
$gl_{max\ t,m}$	Geração elétrica máxima no período de tempo t da UG m ;	[MW]
$gl_{min\ t,m}$	Geração elétrica mínima no período de tempo t da UG m ;	[MW]
$gl_{t,m}$	Geração elétrica na hora t da UG m ;	[MW]
$gb_{t,m}$	Energia bruta na hora t da UG m ;	[MW]
$u_{t,m}$	Vazão turbinada na hora t pela UG m ;	[m ³ /s]
U_t	Vazão turbinada na hora t pela usina;	[m ³ /s]
V_t	Vazão vertida na hora t pela usina;	[m ³ /s]
$y_{t,m}$	Variável de controle booleana que indica se na hora t a UG m está ligada (1) ou desligada (0).	

A função objetivo 4.4 maximiza a geração de energia da UHE, visando fazer o melhor aproveitamento da vazão afluyente (Q) da usina a fio d'água. Desse modo, a geração elétrica total (GL) na hora t é a soma da geração (gl) de cada UG despachada na hora t , que pode ser representada por: $GL_t = \sum_{m \in M} gl_{(t,m)}$.

Para maximizar a geração de energia é necessário que as UGs trabalhem em seu ponto ótimo de operação representado pela eficiência (η) do sistema de conversão turbina-gerador. Essa eficiência, representada por um polinômio de 4º grau, é uma função não linear que depende da altura de queda (h) e da energia bruta (gb).

O segundo objetivo do problema é minimizar o número de partidas e paradas durante a

operação da UHE. Uma partida ocorre quando na hora t a UG não é despachada ($y_{t,m} = 0$) e na hora $t + 1$ ela é despachada ($y_{t+1,m} = 1$). A parada ocorre quando na hora t a UG é despachada ($y_{t,m} = 1$) e na hora $t + 1$ não é despachada ($y_{t+1,m} = 0$).

Cada mudança de *status* da UG, partida ou parada, é considerada como uma manobra. A fim de evitar partidas e paradas desnecessárias durante a operação da UHE tem-se a função objetivo 4.5 do problema.

A inequação 4.7 assegura a restrição de reserva girante no barramento de 440 kV. A capacidade nominal de geração da UHE ($\sum_{m=1}^M gl_{max\ t,m}$) deverá ser capaz de suprir tanto a reserva girante quanto a demanda de energia da UHE para o referido barramento.

A restrição 4.8 representa a demanda de energia (DH_{B440}) alocada na UHE no barramento de 440 kV, onde estão conectadas as UGs de 1 a 12. A restrição 4.9 representa a demanda de energia (DH_{B138}) alocada na UHE no barramento de 138 kV, onde estão conectadas as UGs 13 e 14. As restrições 4.8 e 4.9 permitem que a geração elétrica em cada barramento possa exceder o valor da demanda pré-estabelecida.

A geração elétrica (gl) da usina deverá ser capaz de suprir a demanda de energia alocada nos dois barramentos de tensão 440 kV e 138 kV da UHE, a cada hora do dia. Neste caso, considera-se que a energia gerada em excedente pode ser comercializada no MCP e valorada ao preço do PLD.

A restrição 4.10 define a vazão turbinada da UHE. Essa equação determina que a vazão turbinada da usina é a soma das vazões turbinadas individuais de cada UG que pertence a UHE.

A restrição 4.11 representa a meta de afluência da UHE. Para garantir a segurança operacional da usina a vazão afluyente deverá ser igual a soma da vazão turbinada e da vazão vertida.

A restrição 4.12 assegura que vazão turbinada não seja negativada. A restrição 4.13 assegura que vazão vertida pela UHE não seja negativada. A restrição 4.14 representa os limites operacionais, mínimos e máximos, das UGs da UHE. A restrição 4.15 define as variáveis booleanas (0 e 1) que indicam se a UG m na hora t foi despachada (1) ou não (0).

Observa-se na formulação do problema, dada pelas equações e inequações de 4.4 a 4.15, que o mesmo não possui restrições que implicam em acoplamento temporal; isto é, uma decisão no intervalo de tempo t não irá afetar a decisão no intervalo de tempo $t + 1$. Além

disso, trata-se de um problema com variáveis inteiras e reais, portanto não convexo, o que justifica o uso das de meta-heurísticas, tais como o AG e a OCF.

Dessa forma, o problema da PDO é resolvido em duas etapas. A primeira resolve 24 problemas estáticos separadamente. Cada problema estático representa o despacho horário da UHE. A segunda etapa resolve o problema dinâmico representado pelo despacho diário, nessa etapa os 24 problemas estáticos estão interligados. A Figura 4.6 esquematiza como o problema da PDO é solucionado.

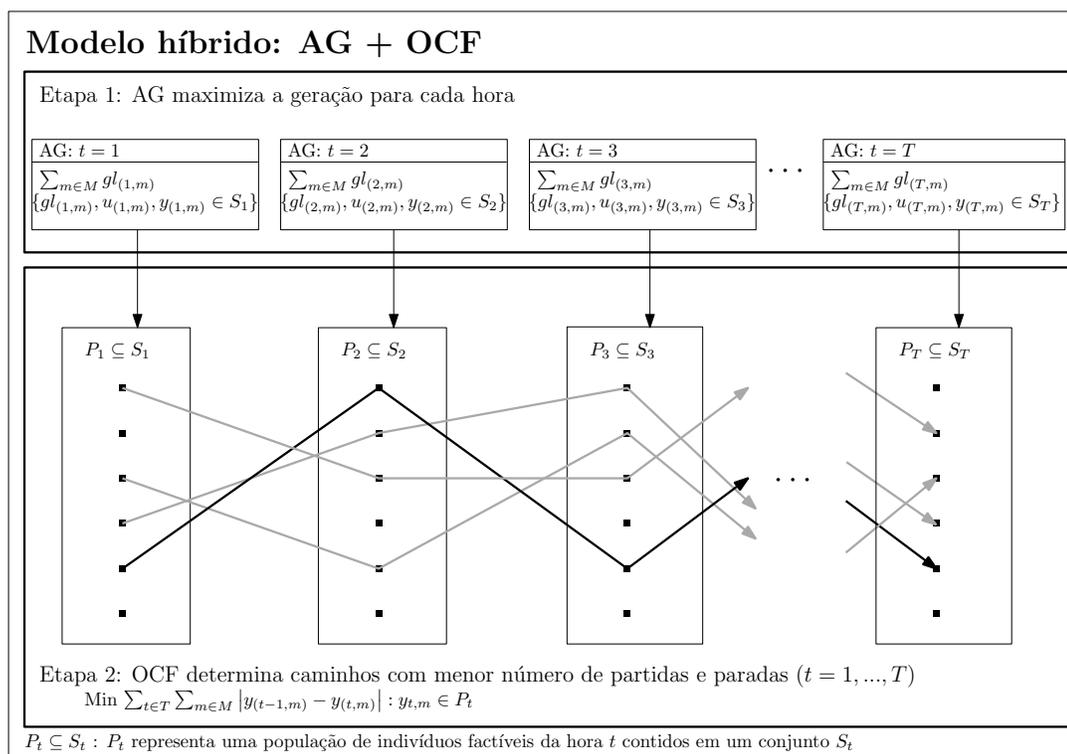


Figura 4.6: Modelo preemptivo híbrido

Para cada hora (t) do problema estático o AG cria soluções candidatas que são representadas por uma população de indivíduos (P). A cada hora temos uma população sub-ótima, representada por um conjunto de indivíduos, em termos da maximização da geração.

Na etapa 2 o problema do despacho dinâmico é resolvido como um problema do caminho mínimo. A OCF determina uma trajetória (caminho) que indica uma solução com menor número de partidas e paradas possíveis. A cada hora um indivíduo da população criada pelo AG é selecionado e ao final da iteração tem-se o despacho do dia.

Durante a segunda etapa o primeiro objetivo do problema, isto é maximizar a geração, é tratado indiretamente. Isso deve-se ao fato de se trabalhar com uma população sub-ótima de indivíduos, em termos da maximização da geração horária, criada pelo AG na etapa 1.

4.3 Etapa 1

Durante a etapa 1, o AG resolve t problemas estáticos individualmente. Como o modelo é resolvido em duas etapas (abordagem preemptiva), na etapa 1 o AG soluciona o problema definido pela função objetivo 4.16, que busca maximizar a geração da UHE.

$$\text{Max} \left\{ \sum_{m \in M} gl_{t,m} : \{gl_{t,m}, u_{t,m}, y_{t,m}\} \in S_m \right\} \quad (4.16)$$

As soluções criadas pelo AG estão contidas em um conjunto de soluções factíveis, que são definidas para cada hora t do problema em questão. Essas soluções atendem a todas as restrições do modelo, conforme é indicado a seguir.

$$\{gl_{t,m}, u_{t,m}, y_{t,m}\} \in S_m : \left\{ \begin{array}{l} gl_{t,m} = gb_{t,m} \cdot \eta(gb_{t,m}, h), \quad \forall m \in M, t \in T \\ RG_{t,B440} + \sum_{m \in B440} gl_{t,m} \leq \sum_{m \in B440} gl_{max\ t,m} \cdot y_{t,m}, \quad \forall t \in T \\ \sum_{m \in B440} gl_{t,m} \geq DH_{t,B440}, \quad \forall t \in T \\ \sum_{m \in B138} gl_{t,m} \geq DH_{t,B138}, \quad \forall t \in T \\ \sum_{m \in M} u_{t,m} = U_t, \quad \forall t \in T \\ U_t + V_t = Q_t, \quad \forall t \in T \\ U_t \geq 0, \quad \forall t \in T \\ V_t \geq 0, \quad \forall t \in T \\ y_{t,m} \cdot gl_{min\ t,m} \leq gl_{t,m} \leq y_{t,m} \cdot gl_{max\ t,m}, \quad \forall m \in M, t \in T \\ y_{t,m} \in \{0, 1\}, \quad \forall m \in M, t \in T \end{array} \right.$$

O AG resolve o problema estático criando uma população ($P_m \in S_m$) cujos indivíduos

representam as soluções factíveis do problema e apresentam bons resultados em termos de maximização da geração, como indicado na Subseção 5.3.2. O espaço de busca criado pelo AG é um conjunto factível de uma população de indivíduos P_m que é usado na etapa 2.

4.4 Etapa 2

A etapa 2 emprega a OCF para resolver o problema de minimização do número de partidas e paradas da UHE. A população P_m criada pelo AG, durante a etapa 1, representa o espaço de busca da OCF. Nesse caso, as horas representam os estágios e as soluções factíveis os estados. As formigas percorrem esse espaço de busca para determinar caminhos que indiquem o menor número de partidas e paradas para a UHE ao longo de um dia, como indicado na função objetivo 4.17.

$$\text{Min } \left\{ \sum_{t \in T} \sum_{m \in M} |y_{t-1,m} - y_{t,m}| : \{y_{t,m}\} \in P_m \right\} \quad (4.17)$$

As soluções não-dominadas criadas pela OCF são apresentadas em uma curva *trade-off* também conhecida como fronteira de Pareto, comumente usada para representar as soluções de problemas multiobjetivos. Nos problemas multiobjetivos não existem soluções que minimizem ou maximizem individualmente todos os objetivos. Existe um conjunto de soluções não-dominadas que são melhores que as demais (dominadas) que compõem a fronteira de Pareto. Nesse caso, cabe ao tomador de decisão escolher a solução que lhe for mais conveniente. Esses conceitos são apresentados em detalhes no Capítulo 5.

Capítulo 5

Metodologia

O problema do planejamento da operação é representado por modelos matemáticos, que podem ser solucionados por meio de algoritmos de otimização determinísticos e/ou estocásticos. A Figura 5.1 apresenta uma classificação dos algoritmos determinísticos e estocásticos definida por Yang (2010).

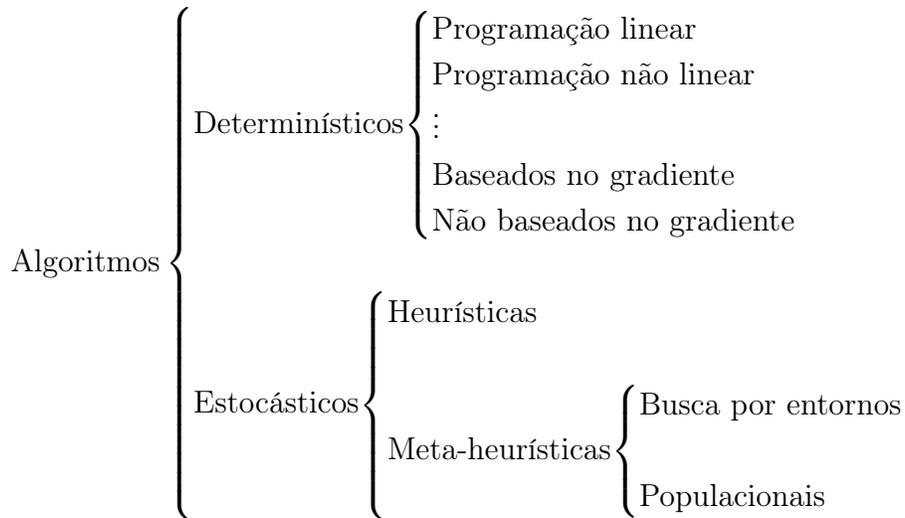


Figura 5.1: Classificação dos algoritmos de otimização
Fonte: Yang (2010)

Os algoritmos determinísticos, comumente, fazem uso do cálculo das derivadas da função objetivo para determinar a direção de busca do ponto de solução. Desse modo, a solução

encontrada é quase sempre um ótimo local. Uma das desvantagens desses algoritmos se refere ao fato de que para encontrar um ponto de solução de boa qualidade é necessário definir previamente um ponto inicial do problema (AMORIM; MANTOVANI, 2006).

Os algoritmos determinísticos solucionam, por exemplo, problemas de programação linear, programação não linear e programação inteira. Dentre os métodos usados para solucionar esses problemas destacam-se o método de *Branch and Bound*, método de decomposição de Benders, método dos pontos interiores, método do gradiente reduzido e relaxação Lagrangeana.

Alguns algoritmos determinísticos usam a informação do gradiente da função. O método de Newton-Raphson é um deles. Assim, para estimar as raízes de uma função, o método usa a derivada da função para determinar uma melhor aproximação da raiz (YANG, 2010).

Entre os algoritmos determinísticos, também existem aqueles que não usam a informação do gradiente da função. Esses algoritmos não usam a derivada da função. O método de Hooke-Jeeves e o método de Nelder-Mead são exemplos dessa classe de algoritmos (YANG, 2010).

De acordo com a Figura 5.1 os modelos matemáticos, também, podem ser solucionados com os algoritmos estocásticos. Nessa categoria destacam-se as heurísticas e as meta-heurísticas, que são apresentadas, detalhadamente, nas seções seguintes.

5.1 Heurísticas

O processo de otimização consiste na busca, em um espaço de soluções, de resultados que levem a menores custos (minimização), ou a maiores ganhos (maximização). Essa busca é considerada heurística quando se utiliza algum conhecimento sobre o problema, ou sobre o espaço de soluções para encontrarmos solução sub-ótimas de boa qualidade e em tempo computacional razoável.

Yang (2010) define heurística como uma estratégia de solução, por tentativa e erro, que produz soluções factíveis para um problema complexo com tempo computacional aceitável. A complexidade de muitos dos problemas de otimização faz com que seja, praticamente, impossível analisar todas as possíveis soluções ou combinações de soluções por métodos determinísticos. Assim, tem-se como objetivo encontrar boas soluções factíveis, com menor

custo computacional.

Por isso as heurísticas surgem como uma alternativa atrativa, principalmente para os problemas combinatórios de grande porte, pois nem todas as soluções do espaço de busca são exploradas. Entretanto, se bem elaborada, a heurística irá fornecer uma solução que se encontra, ao menos, próxima da solução ótima (HILLIER; LIEBERMAN, 2006).

Nos métodos heurísticos não há garantia que a melhor solução do problema será encontrada. Todavia, entre as soluções encontradas, espera-se que elas estejam próximas às soluções ótimas, apesar de não haver garantia de tal otimalidade.

De acordo com Oliveira (2004), um algoritmo heurístico qualquer, em um dado problema, está preso a um ótimo local quando ele estiver em um conjunto de pontos do espaço de busca, no qual ele não consegue alcançar outro resultado melhor usando os valores atuais de seus parâmetros de desempenho.

Cada vez mais, as heurísticas têm sido usadas para solucionar problemas complexos de engenharia e otimização. Em uma classe grande de problemas, o custo computacional para solucionar os problemas de otimização através das heurísticas é menor do que o dos métodos determinísticos.

5.2 Meta-heurísticas

As meta-heurísticas seguem uma sequência formal de passos, cujo processamento depende de sorteios, incluindo conseqüentemente um componente aleatório no mecanismo de busca. Esses métodos usam as informações da função de otimização, não havendo a necessidade de se conhecer as suas derivadas ou possíveis descontinuidades.

Dessa forma, as meta-heurísticas exploram o espaço de busca através de estratégias de alto nível, de modo a criar um processo capaz de fugir dos ótimos locais e realizar buscas mais robustas no espaço das soluções. Apesar de não garantirem a otimalidade global, elas podem encontrar uma vasta quantidade de ótimos locais, com tempo computacional admissível (TALBI, 2009).

Ao longo dos anos, as meta-heurísticas passaram a abranger quaisquer procedimentos de busca, que empregam estratégias específicas para fugir dos mínimos locais dos espaços de busca de soluções complexas. Assim, foram incorporados procedimentos que utilizam o

conceito de vizinhança para estabelecer tais estratégias (GENDREAU; POTVIN, 2010).

Como apresentado na Figura 5.1, as meta-heurísticas são classificadas em dois grandes grupos: os baseados em estratégias populacionais e aqueles baseados nas estratégias de busca por entornos. Partindo dessa premissa, a Figura 5.2 apresenta os principais algoritmos de cada uma dessas categorias, de acordo com Yang (2010) e Talbi (2009).

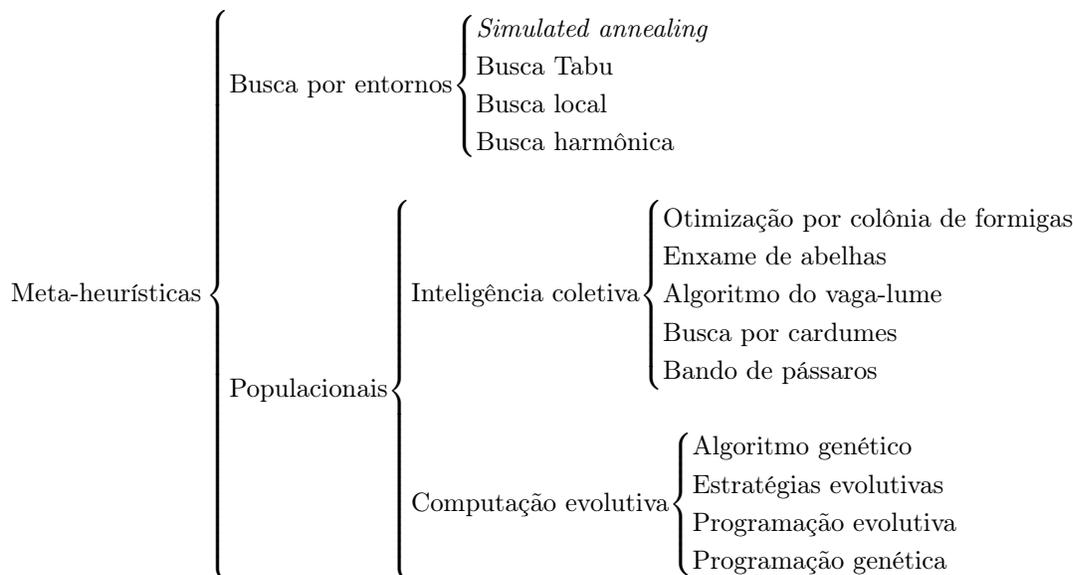


Figura 5.2: Classificação das meta-heurísticas

Nas próximas seções apresenta-se a ideia principal de cada uma dessas classes de algoritmos. O modelo de despacho detalhado no Capítulo 4 emprega duas meta-heurísticas inspiradas nas estratégias populacionais. Uma delas é baseada na computação evolutiva: o AG. A outra faz parte da classe de inteligência coletiva: a OCF. Esses dois algoritmos são apresentados em detalhes no decorrer deste capítulo.

5.2.1 Estratégias de busca por entornos

As estratégias de busca são definidas por Yang (2010) como *trajectory-based*, ou seja, estratégias baseadas em trajetória. Já Talbi (2009) as classificam como *single-solution based*, ou seja, estratégias de melhoria de uma única solução.

Ambas as definições trazem a ideia de explorar um espaço de busca percorrendo ca-

minhos na busca por soluções factíveis melhores que a solução atual. Sendo assim, nesse trabalho, para fins de organização, denomina-se essa classe como estratégias de busca por entornos.

Essa classe de algoritmos melhora uma única solução. Para isso, a procura decorre da busca através de procedimentos iterativos que têm por objetivo explorar a vizinhança de uma solução percorrendo caminhos dentro do espaço de busca. A Figura 5.3 ilustra esse processo.

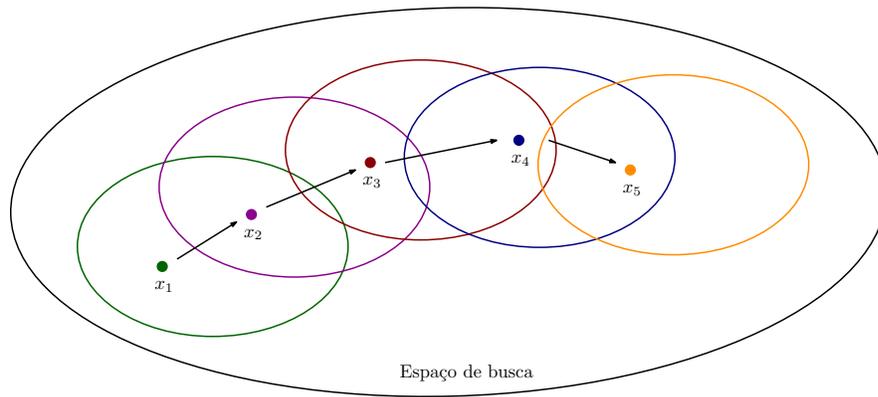


Figura 5.3: Trajetória de busca por entorno
Fonte: Beheshti e Shamsuddin (2013)

Desse modo, as estratégias baseadas em busca por entornos são aquelas que usam um único agente ou solução que se move em um espaço de busca por passos. A melhor solução ou movimento é sempre aceita, enquanto aquelas soluções não tão boas são aceitas com uma certa probabilidade. Os passos ou movimentos no espaço de busca têm uma probabilidade maior que zero de alcançar o ótimo global (YANG, 2010).

Para Mélian et al. (2003) as meta-heurísticas de busca por entorno percorrem o espaço de busca considerando, principalmente, a vizinhança da solução atual, que é definida como o conjunto de soluções que podem ser obtidas a partir da aplicação de algum operador da solução atual.

Assim, o que difere uma estratégia de busca da outra é como a vizinhança de uma solução factível é explorada. Entre essas estratégias de busca, pode-se citar o *simulated annealing*, a busca tabu, a busca local e a busca harmônica. A principal ideia desses algoritmos é usar os procedimentos de geração e substituição de uma única solução. A Figura 5.4 ilustra como ocorre esse processo.

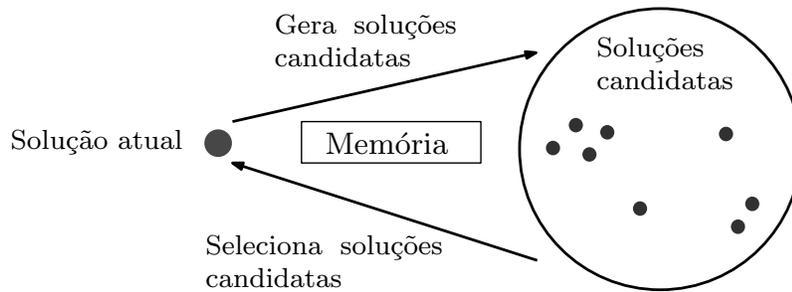


Figura 5.4: Estratégia de melhoria da solução
 Fonte: Talbi (2009)

De acordo com a Figura 5.4, soluções candidatas são criadas a partir de uma solução atual. Dentre as soluções candidatas uma delas é selecionada para substituir a solução atual. Esse processo se repete até que um critério de parada seja satisfeito. A geração e seleção das soluções candidatas podem ser guiadas por uma memória ou não.

5.2.2 Estratégias populacionais

Nessa seção apresenta-se os conceitos básicos relacionados às meta-heurísticas populacionais que são alvo de investigação do modelo de despacho apresentado neste trabalho. Primeiro, descreve-se a ideia das estratégias populacionais baseadas em inteligência coletiva e na computação evolutiva. Em seguida, uma breve discussão salientando o AG e a OCF é apresentada.

Uma meta-heurística populacional inicia o processo de otimização com um conjunto de soluções denominado população inicial. Cada indivíduo da população representa uma solução factível para o problema em questão. Iterativamente, novos indivíduos são criados para compor uma nova população. Esse processo se repete até que algum critério de parada seja satisfeito (TALBI, 2009; SILVA, 2014).

5.2.2.1 Inteligência coletiva

Os algoritmos inspirados no comportamento coletivo de algumas espécies como as formigas, abelhas, vaga-lumes, peixes e pássaros fazem parte da classe de meta-heurísticas de inteligência coletiva, também conhecida como inteligência de enxames. Esses sistemas são formados por uma população de agentes computacionais simples que possuem a capacidade de perceber e modificar o seu ambiente de maneira local (SERAPIÃO, 2009).

Nesse tipo de abordagem não existe uma estrutura centralizada de controle que determina como os agentes devem se comportar, tampouco, um modelo explícito do ambiente. Entretanto, as interações locais entre os agentes corroboram para um comportamento global que se aproxima da solução do problema (SERAPIÃO, 2009; YANG, 2010).

Com isso, os algoritmos inspirados no comportamento coletivo vêm se tornando populares para solucionarem problemas de natureza combinatória. Em geral, esses algoritmos não garantem encontrar a solução ótima, entretanto, com uma certa regularidade eles retornam soluções de boa qualidade com tempo computacional aceitável (LOPES et al., 2013).

5.2.2.2 Computação evolutiva

A seleção natural de Charles Darwin, a genética Mendeliana e a teoria da mutação do holandês Hugo Marie de Vries explicam parte da teoria da evolução dos seres vivos ao longo de milhões de anos na Terra. O termo computação evolutiva (CE) se refere aos fundamentos e aplicações das técnicas heurísticas inspiradas nesses princípios da teoria da evolução.

Dessa forma, a CE representa uma classe de algoritmos de otimização iterativos que simulam a evolução das espécies. Esses algoritmos são inspirados nos mecanismos evolutivos biológicos e usam métodos computacionais com objetivo de direcionar uma busca estocástica em um espaço de soluções (OLIVEIRA, 2004).

Esses algoritmos, de modo geral, englobam as estratégias da evolução que compreendem os mecanismos de seleção, adaptação, evolução, competição, reprodução e mutação dos indivíduos (MULLER, 2010). Em termos históricos, as abordagens mais clássicas da CE são:

- Estratégias evolutivas
- Programação evolutiva
- Algoritmo genético
- Programação genética

Assim, a CE é um ramo da computação inspirada nos mecanismos evolutivos das espécies, que podem ser empregados na construção de algoritmos para simular o processo de seleção no decorrer das gerações sobre a população de indivíduos que representam soluções candidatas para um dado problema (OLIVEIRA, 2004).

5.3 Algoritmo genético

O AG é uma meta-heurística inspirada na teoria da seleção natural das espécies formulada por Charles Darwin, em meados do século XIX, para explicar o processo de adaptação e evolução dos seres vivos. Darwin observou que as espécies que estão mais adaptadas ao ambiente têm maiores chances de sobrevivência nas gerações futuras.

As espécies que se reproduzem por meio de reprodução sexuada têm filhos que herdam de seus pais genes que determinam suas características individuais. O filho que herdar as melhores características dos pais tem uma probabilidade ligeiramente maior de sobreviver na idade adulta e transmitir essas características para a próxima geração. Por isso a população tende a melhorar lentamente com o passar dos anos (HILLIER; LIEBERMAN, 2006).

A ideia da evolução das espécies foi usada por Holland (1975) para solucionar problemas de otimização. O AG cria uma população de possíveis soluções (indivíduos) para um determinado problema e depois submete essas soluções a um processo de evolução, tal como ocorre na teoria da seleção das espécies. Esses indivíduos são avaliados pela função de avaliação (*fitness*) que, usualmente, representa a função objetivo do problema.

Durante o processo de evolução da população o AG usa os operadores genéticos de recombinação de genes (cruzamento) e de mutação para aprimorar o processo de busca de soluções. Ao final desse processo, os indivíduos mais adaptados fornecem um conjunto de soluções que está mais próximo da solução ótima do problema. Yang (2010) descreve o procedimento básico do AG:

1. Decodificação das funções objetivos;
2. Definição de uma função de avaliação;
3. Inicialização de uma população de indivíduos;
4. Avaliação da função de avaliação de todos os indivíduos da população;
5. Criação de uma nova população usando a seleção e os operadores de cruzamento e mutação;
6. Evolução da população até que o critério de parada seja satisfeito, e
7. Decodificação dos resultados para obter a solução do problema.

Esta seção apresenta como a metodologia de AG foi abordada no problema da PDO. Nas próximas seções descreve-se, brevemente, a ideia do AG aplicado ao despacho estático da etapa 1.

5.3.1 Indivíduo

A representação dos indivíduos, ou seja, das soluções candidatas do AG é o primeiro estágio da construção do algoritmo. Os indivíduos do AG são codificados numa estrutura de dados chamada de cromossomo.

Cada cromossomo é codificado em um conjunto de símbolos denominado gene. Os diferentes valores de um gene são chamados de alelos. E, por sua vez, a posição de cada alelo é denominada locus (COELLO et al., 2007). Genes e alelos em conjunto formam o genótipo e as suas características são denominadas de fenótipo (LOPES et al., 2013; MICHALEWICZ, 1996).

A Figura 5.5 apresenta um indivíduo criado para o problema PDO composto por M genes, onde M representa o número de UGs da UHE. Para o PDO a UHE considerada possui 14 UGs, sendo $M=14$.

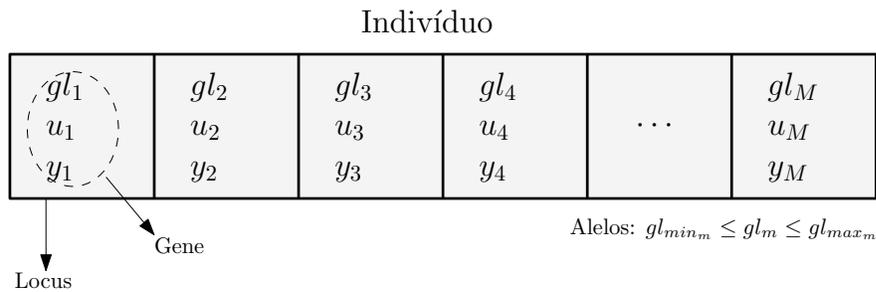


Figura 5.5: Indivíduo do AG

Cada gene possui um valor de alelo que representa a geração elétrica (gl) da UG, que deve estar entre os limites operacionais de cada UG da UHE. O alelo da geração elétrica determina o quanto cada UG deverá gerar de energia para atender o contrato de demanda.

Neste cromossomo tem-se, também, os alelos que representam a vazão turbinada (u) por UG e a variável booleana y que indica se a UG foi despachada (1) ou não (0). O cromossomo representa a quantidade de energia e a vazão turbinada pela UHE em uma determinada hora t do dia. Além de informar quais são as UGs que estão em operação ou não.

5.3.2 População

A população do AG, na etapa 1, é formada por um conjunto de indivíduos (cromossomos) que, no problema da PDO, representa o despacho horário da UHE avaliada. A Figura 5.6 apresenta como uma população de indivíduos é formada. Para cada hora t do dia, o AG cria uma população formada por n indivíduos. Cada indivíduo representa uma solução candidata do problema estático. Assim, na etapa 2, as 24 populações criadas pelo AG são usadas pela OCF para determinar o despacho dinâmico da UHE.

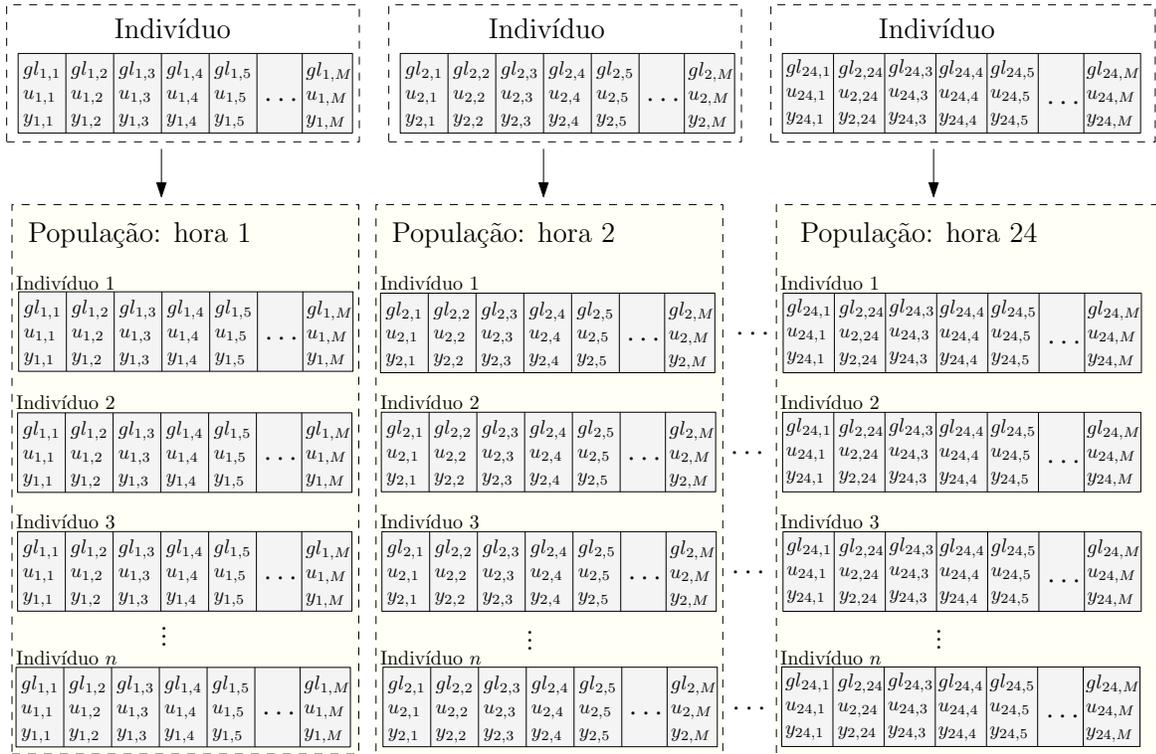


Figura 5.6: Indivíduo e população do AG

A evolução da população do AG é possível graças à dinâmica populacional. Isto ocorre quando as características desejáveis dos indivíduos são propagadas para as gerações seguintes por meio do operador de cruzamento, enquanto novos indivíduos são testados marginalmente através do operador de mutação. Nessa abordagem a população de cada hora, a cada iteração, pode ser criada usando três premissas básicas:

- Criam-se indivíduos totalmente novos

- Os melhores indivíduos da iteração anterior são propagados
- Os indivíduos para a próxima população são evoluídos utilizando a seleção e os operadores genéticos de mutação e cruzamento.

Quando têm-se indivíduos totalmente novos na população se insere uma certa aleatoriedade na população que pode levar à soluções melhores do que as já encontradas. A propagação dos melhores indivíduos da população permite que as boas características desses indivíduos sejam mantidas. Enquanto, a diversificação da população ocorre quando os operadores de cruzamento e mutação são usados.

Nessa metodologia sempre que forem criados indivíduos inactíveis eles serão corrigidos para se tornarem factíveis através de procedimentos de reparo que consistem em:

- Verificar se a geração elétrica está dentro dos limites operacionais das UGs. Caso a geração elétrica seja menor que o limite inferior (gl_{min}) é assumido que a UG está desligada, se a geração elétrica for maior que o limite superior (gl_{max}) é assumido a geração elétrica máxima da UG;
- A segunda correção verifica se a geração elétrica está atendendo à demanda. O algoritmo computa quanto de vazão afluyente ainda está disponível e atribui pequenas quantidades de vazão dinamicamente nas UGs até que a restrição de demanda seja atendida, respeitando o limites operacionais das UGs;
- Por último, analisa-se a vazão turbinada pelas UGs. É verificado se existe vazão afluyente suficiente para atender a restrição de demanda. Em caso negativo, retira-se gradativamente uma pequena parcela da vazão turbinada, de modo que a vazão afluyente seja maior ou igual a vazão turbinada.

Todo o processo é repetido até que todas as soluções encontradas pelo algoritmo sejam factíveis.

5.3.3 Função de avaliação

Ao longo do processo de evolução os indivíduos de uma população são avaliados pelo valor da sua função de avaliação, que permite conhecer a qualidade do indivíduo em termos da função objetivo. Assim, cada indivíduo representa um ponto no espaço de busca do problema.

Durante o processo de evolução da população, os indivíduos com melhor grau de aptidão ao problema têm maiores chances de sobreviver nas populações seguintes. Para o PDO, na etapa 1, a função de avaliação representa a geração elétrica da UHE no decorrer de uma hora.

5.3.4 Seleção

A seleção no AG é responsável pela propagação das boas características dos melhores indivíduos de uma população para a geração¹ seguinte. Os indivíduos mantidos pela seleção podem ter suas características alteradas através dos operadores genéticos de mutação e de cruzamento.

Segundo Lucas (2002), a seleção é um mecanismo não aleatório, que permite um indivíduo sobreviver em um ambiente e nele se reproduzir somente se for apto a isso. Assim, os indivíduos mais adaptados ao ambiente possuem maior probabilidade de se propagarem para a geração seguinte.

Na abordagem da PDO os mecanismos de seleção adotados foram: *roleta*, *elitismo*, *ranking* e *torneio*. Cada um deles é, sucintamente, apresentado a seguir.

Roleta A seleção por *roleta* é a estratégia de seleção mais usada no AG. Na roleta cada indivíduo tem uma probabilidade de seleção que é proporcional ao valor da sua função de avaliação (f_n). Assim, os melhores indivíduos têm maiores chances de serem selecionados para participarem das etapas de cruzamento e/ou mutação. (TALBI, 2009). A probabilidade (p_n) de um indivíduo ser selecionado é dada pela Equação 5.1:

$$p_n = \frac{f_n}{\sum_{j=1}^k f_j} \quad (5.1)$$

onde: p_n é a probabilidade do indivíduo n ser selecionado; f_n é o valor da função de avaliação do indivíduo n ; $\sum_{j=1}^k f_j$ é somatório da função de avaliação de todos os indivíduos da população.

A Tabela 5.1 apresenta cinco indivíduos criados pelo AG com seus valores da função de avaliação e a respectiva porcentagem na roleta. A faixa ocupada na roleta por cada indivíduo é apresentada na Figura 5.7.

¹A geração é uma iteração do AG e consiste num conjunto de indivíduos, ou seja, uma população

Tabela 5.1: Exemplo para o método de seleção por *roleta*

Indivíduo	Função de avaliação [MW]	Porcentagem na Roleta [%]
1	500	11
2	980	22
3	860	19
4	950	21
5	1200	27

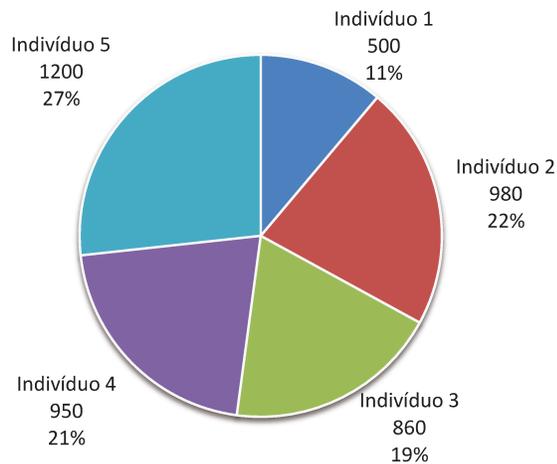


Figura 5.7: Seleção por *roleta*

A função de avaliação desses indivíduos representa a geração elétrica da UHE para uma determinada hora do dia. Ou seja, representa a soma de todos os alelos de um cromossomo.

Elitismo Na seleção por *elitismo* são escolhidos os n melhores indivíduos de uma população para participarem das etapas de cruzamento e/ou mutação. Se considerarmos os indivíduos da Tabela 5.1 e que os $n = 2$ melhores indivíduos são selecionados, os indivíduos 2 e 5 seriam selecionados, pois possuem os melhores valores da função de avaliação dessa população, ou seja, 980 MW e 1200 MW.

A seleção por *elitismo* assegura que os melhores indivíduos da geração na hora $t + 1$ são pelo menos iguais aos melhores indivíduos da hora t . Essa estratégia melhora o desempenho do AG por garantir a qualidade da solução dos indivíduos (FOGEL, 1995).

Ranking Na seleção por *ranking* os indivíduos são ordenados de acordo com o valor da função de avaliação de cada um deles. Nesse tipo de seleção a probabilidade de seleção de um indivíduo depende da sua classificação e não da sua aptidão absoluta.

A seleção por *ranking* evita que um pequeno grupo de indivíduos, com boa aptidão, seja sempre selecionado. Nesse tipo de seleção todos os indivíduos têm probabilidades semelhantes de serem selecionados, independente do valor de sua função de avaliação (MITCHELL, 1999).

O método foi proposto por Baker (1985); nesse tipo de seleção os indivíduos são classificados em ordem crescente da função de avaliação. O valor esperado de cada indivíduo n da população da hora t é dada pela Equação 5.2.

$$E(n, t) = Min + (Max - Min) \frac{rank_{n,t} - 1}{N - 1} \quad (5.2)$$

onde: $E(n, t)$ é valor esperado da função de avaliação do indivíduo n na hora t ; Min é um limitante inferior definido pelo usuário; Max é um limitante superior definido pelo usuário; $rank_{n,t}$ é a posição do indivíduo para a população ordenada; N é o número total de indivíduos da população na hora t .

De acordo com a literatura, os valores de referência para os parâmetros Min e Max são 1,1 e 0,9, respectivamente. A Tabela 5.2 apresenta o valor da função de avaliação por *ranking* de cada indivíduo da população da Tabela 5.1 definido pelo método linear da Equação 5.2.

Tabela 5.2: Exemplo para o método de seleção por *ranking*

Posição no <i>ranking</i>	Indivíduo	Função de avaliação [MW]	Função de avaliação por <i>ranking</i>
1	1	500	0,9
2	3	860	0,95
3	4	950	1,0
4	2	980	1,05
5	5	1200	1,1

A Figura 5.8 ilustra a distribuição na roleta dos cinco indivíduos da população da Tabela 5.1 usando o método de seleção por *ranking*.

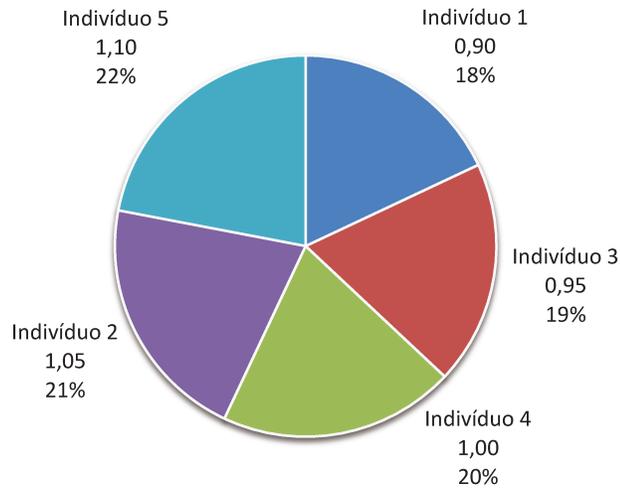


Figura 5.8: Seleção por *ranking*

Torneio A seleção por *torneio* consiste em uma seleção aleatória de k indivíduos de uma população para participarem das etapas de cruzamento e/ou mutação. Um conjunto de indivíduos de tamanho k é selecionado aleatoriamente de uma população de tamanho n . Os k indivíduos selecionados competem entre si e o indivíduo com melhor valor da função de avaliação é, então, o indivíduo selecionado. Considerando, novamente, os indivíduos da Tabela 5.1 apresenta-se um exemplo da seleção por *torneio*.

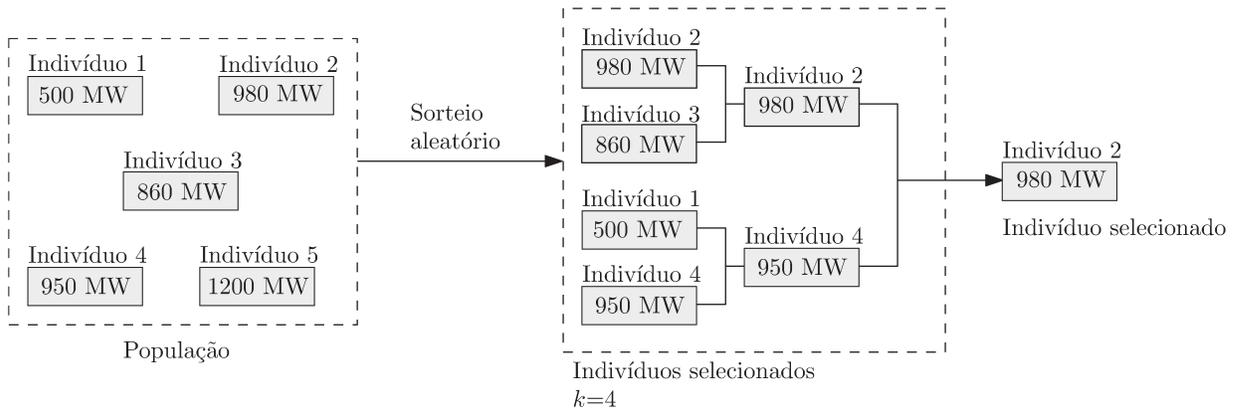


Figura 5.9: Seleção por *torneio*
Adaptado de Talbi (2009)

Nesse exemplo temos uma população com 5 indivíduos, considerando $k = 4$, quatro indivíduos são selecionados. Os indivíduos selecionados, por sua vez, competem entre si. Nessa competição os indivíduos ganhadores são os indivíduos 2 e 4. Esses dois indivíduos,

novamente, competem entre si e o indivíduo ganhador é o indivíduo 2, aquele com melhor valor da função de avaliação (geração).

5.3.5 Cruzamento

O cruzamento é um operador genético que combina as características genéticas de dois indivíduos (pais) para gerar dois novos indivíduos (filhos) que herdam as características genéticas de seus progenitores. A probabilidade da etapa de cruzamento deve ser maior que a probabilidade da etapa de mutação. Isso se deve ao fato do cruzamento ser considerado o operador genético predominante no AG.

Na abordagem da PDO os mecanismos de cruzamento adotados foram: *cruzamento de um ponto*, *cruzamento de dois pontos* e *cruzamento aritmético*. Cada um deles é, sucintamente, apresentado a seguir.

Cruzamento de um ponto No *cruzamento de um ponto* dois indivíduos (pais) são selecionados e um ponto de corte é determinado. Nesse ponto de corte o material genético é trocado (BÄCK et al., 2000).

A Figura 5.10 ilustra esse procedimento para um indivíduo que representa o despacho horário da etapa 1 para o PDO. Nesse exemplo, o indivíduo possui seis genes que indicam a geração de cada uma das seis UGs de uma UHE. Vale ressaltar que o número de UGs varia conforme a especificação da UHE.

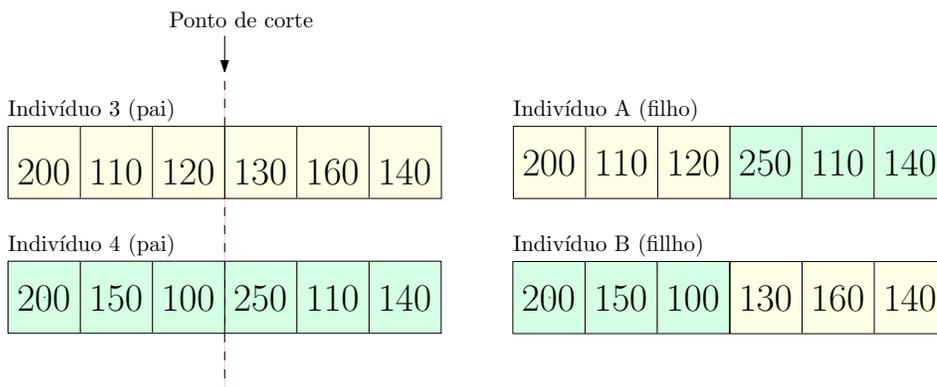


Figura 5.10: Cruzamento de um ponto

A Figura 5.10 exemplifica o *cruzamento de um ponto* entre os indivíduos 3 e 4 da Ta-

bela 5.1. Temos como resultado do cruzamento dois novos filhos que irão compor a população da próxima geração do AG. Neste caso, a geração elétrica do filho A é de 930 MW e do filho B é de 880 MW.

Cruzamento de dois pontos No *cruzamento de dois pontos* dois indivíduos (pais) são selecionados e dois pontos de corte são determinados. De modo análogo ao *cruzamento de um ponto*, nos pontos de corte o material genético é trocado (BÄCK et al., 2000). A Figura 5.11 ilustra esse procedimento.

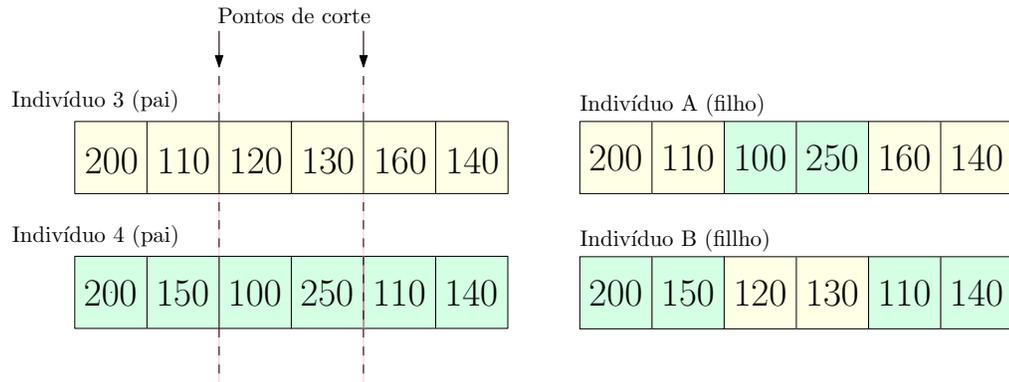


Figura 5.11: Cruzamento de dois pontos

A Figura 5.11 exemplifica o *cruzamento de dois pontos* entre os indivíduos 3 e 4 da Tabela 5.1. Temos como resultado do cruzamento dois novos filhos que irão compor a população da próxima geração do AG. Neste caso, a geração elétrica do filho A é de 960 MW e do filho B é de 850 MW.

Cruzamento aritmético No *cruzamento aritmético* dois indivíduos (pais) são escolhidos e seus genes são alterados de acordo com as Equações 5.3 e 5.4. Esse processo dá origem a dois novos indivíduos (filhos) (YALCINOZ; ALTUN, 2001).

$$Filho_A = \alpha P_A + (1 - \alpha) P_B \quad (5.3)$$

$$Filho_B = (1 - \alpha) P_A + \alpha P_B \quad (5.4)$$

onde: P_A representa o indivíduo pai A; P_B representa o indivíduo pai B; α é um número aleatório que pertence ao intervalo $[0, 1]$. A Figura 5.12 exemplifica esse procedimento.

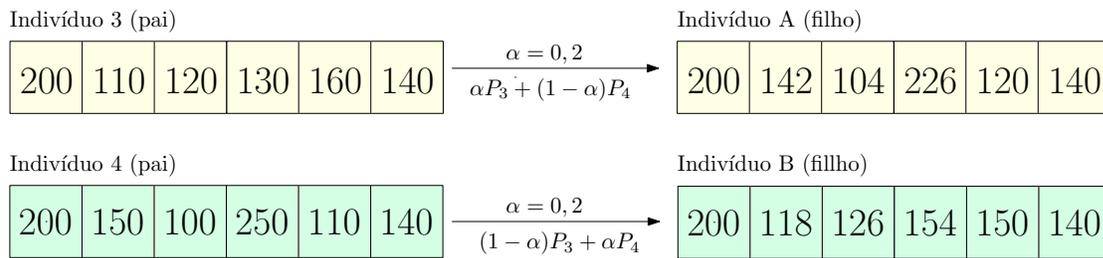


Figura 5.12: Cruzamento aritmético

Na Figura 5.12 foram selecionados os indivíduos (pais) 3 e 4 (Tabela 5.1). Para este exemplo o valor de α considerado é de 0,2. Aplicando as Equações 5.3 e 5.4 temos os indivíduos filhos A e B que irão compor a população da próxima geração do AG. Para este exemplo, a geração elétrica do filho A é de 932 MW e a geração elétrica do filho B é de 888 MW.

5.3.6 Mutação

A mutação é um operador genético usado para diversificar uma população do AG. A mutação é aplicada em um indivíduo e resulta em um novo indivíduo. O processo de mutação consiste em alterar, aleatoriamente, o valor de um ou mais genes de um cromossomo (indivíduo).

O operador de mutação cria uma variabilidade extra na população sem destruir o processo já obtido com a busca. Por isso, usualmente, são atribuídos pequenos valores para a taxa de mutação, que indica a probabilidade de ocorrência de mutação em um gene (Von Zuben, 2011).

A mutação é necessária para manter a diversificação genética da população e assegurar que a probabilidade de exploração do espaço de busca não seja igual a zero. Com este mecanismo a direção da busca é levemente alterada, dessa forma, o espaço de busca é melhor explorado.

Na abordagem da PDO os mecanismos de mutação adotados foram: *mutação por inversão*, *mutação Gaussiana* e *mutação por inversão-Gaussiana*. Cada um deles será, sucintamente, apresentado a seguir.

o paralelismo. O AG pode lidar com diversos problemas de otimização com função objetivo estacionária ou não, linear ou não linear, contínua ou descontínua.

Ainda de acordo com o autor, os vários indivíduos da população trabalham como agentes independentes; assim, a população explora o espaço de busca em diversas direções. Essa característica faz com que seja ideal paralelizar os algoritmos durante a execução.

Uma desvantagem do AG diz respeito a escolha dos parâmetros como a formulação da função de avaliação, o tamanho da população, a taxa de cruzamento e de mutação. Uma escolha inadequada irá dificultar a convergência do algoritmo, ou simplesmente produzir resultados insignificantes.

5.4 Otimização por colônia de formigas

A OCF é uma meta-heurística baseada em probabilidade destinada à resolução de problemas de otimização combinatória. Os algoritmos de OCF vêm sendo usados por diversos autores para solucionar o problema do despacho de carga, seja de usinas hidrelétricas, térmicas, ou ainda, em problemas que envolvem a complementariedade entre estas duas fontes de energia. A metodologia, também, tem sido usada para solucionar problemas de planejamento da expansão do sistema de transmissão/distribuição e na redução das perdas do sistema de transmissão.

A OCF é inspirada no comportamento coletivo das formigas pela busca de alimentos. Quando as formigas estão a procura de alimento, elas depositam ao longo do percurso percorrido por elas uma substância química conhecida como feromônio. Segundo Freitas e Vieira (2010), quanto maior for a concentração do feromônio em um caminho, menor será a trajetória desse caminho e, conseqüentemente, mais formigas serão atraídas para essa trajetória.

Um mecanismo de evaporação do feromônio é usado para modificar, com o passar do tempo, a informação existente nos caminhos já percorridos pelas formigas. Isso faz com que a busca não seja totalmente orientada por decisões passadas. Assim, novas regiões do espaço de busca podem ser exploradas evitando a convergência prematura para uma mesma solução do algoritmo (REZENDE, 2006).

A trajetória da formiga é selecionada através da regra de transição de estados que, por sua vez, se baseia na memória das formigas e na quantidade de feromônio acumulado nas

rotas que foram percorridas por elas. Assim, para evitar a rápida convergência das formigas em direção a mesma região de busca, um componente probabilístico e um mecanismo de evaporação são incorporados à regra de transição de estados (DORIGO; STÜZLE, 2004; LORENZONI et al., 2006).

Um outro fator que deve ser considerado no processo de otimização combinatória, para a busca de soluções factíveis, é o número de formigas artificiais a serem usadas, já que um número elevado de formigas implica em um alto custo computacional, enquanto um número pequeno leva a convergência de rotinas sub-ótimas (ANTUNES, 2011).

O termo algoritmo de OCF é, comumente, utilizado para designar o procedimento geral de uma classe de meta-heurísticas inspiradas no comportamento das formigas. A Tabela 5.3 apresenta os principais algoritmos OCF e suas respectivas referências.

Tabela 5.3: Classificação dos algoritmos de OCF

Algoritmo OCF	Referências
<i>Ant System</i>	Dorigo (1992), Dorigo et al. (1991b) Dorigo et al. (1991a), Dorigo et al. (1996)
<i>Elitist Ant System</i>	Dorigo (1992), Dorigo et al. (1991b) Dorigo et al. (1991a), Dorigo et al. (1996)
<i>Ant-Q</i>	Gambardella e Dorigo (1995), Dorigo e Gambardella (1996)
<i>Ant Colony System</i>	Dorigo e Gambardella (1997a), Dorigo e Gambardella (1997b)
<i>Max-Min Ant System</i>	Stützle e Hoss (1996), Stützle (1999), Stützle e Hoss (2000)
<i>Rank-based Ant System</i>	Bullnheimer et al. (1997), Bullnheimer et al. (1999)
<i>ANTS</i>	Maniezzo (1999)
<i>Hyper-Cuber - AS</i>	Blum et al. (2001), Blum e Dorigo (2004)

Fonte: Dorigo e Stützle (2004)

O primeiro algoritmo apresentado na literatura foi o *ant system* (AS) criado por Dorigo (1992) no início da década de 1990. No AS os valores do feromônio são atualizados por todas as formigas que completam um caminho. Nessa técnica o valor do feromônio é modificado a cada iteração do processo de busca.

Dessa forma, os movimentos que resultaram em boas soluções são intensificados e aqueles que geraram resultados não tão bons são eliminados no decorrer do processo. Para construir uma solução, as formigas utilizam iterativamente uma regra de transição de estado,

conhecida como a função probabilística, para decidir se incluirá ou não uma determinada aresta na construção de seu caminho.

As principais variações dos algoritmos apresentadas na literatura são: *AS-Elite*, *AS-Rank*, *AS-density*, *AS-quantity* e *AS-cycle*. No *AS-Elite* a principal modificação em relação ao AS diz respeito ao reforço do melhor caminho percorrido por uma determinada formiga desde o início do processo iterativo. Já no *AS-Rank*, o depósito de feromônio é baseado numa lista onde as melhores soluções são ordenadas de forma crescente. Por fim, o *AS-density*, *AS-quantity* e *AS-cycle*, se diferem um do outro pela maneira como as trilhas de feromônio são atualizadas.

Vale ressaltar que existem outras abordagens do algoritmo que foram desenvolvidas para aprimorar o desempenho da meta-heurística de OCF (DORIGO; STÜTZLE, 2004), como podemos observar na Tabela 5.3. Dentre elas, além do AS, os mais usados na literatura são o Max-Min *Ant System* e o sistema de colônia de formigas (SCF)². Ambos algoritmos são apresentados a seguir.

O algoritmo Max-Min *ant system*, proposto por Stützle e Hoss (1996), é uma melhoria do algoritmo AS. A principal mudança é atribuída aos limites máximos e mínimos para depósito de feromônio nas trilhas. Dorigo e Socha (2007) e Nascimento (2011) destacam as principais modificações realizadas:

- Apenas a melhor formiga poderá atualizar a trilha do feromônio.
- Os valores máximos e mínimos de feromônio são limitados, a fim de evitar a estagnação do algoritmo.
- As trilhas de feromônio são inicializadas com uma taxa elevada de feromônio, τ_{max} , isso atrelado a um pequeno coeficiente de evaporação, favorece a procura de novos caminhos já no início do processo iterativo.
- As trilhas de feromônio são inicializadas logo que uma solução esteja estagnada.

Dentre esses algoritmos destaca-se o SCF. Segundo Dorigo e Gambardella (1997c) o SCF difere-se dos demais algoritmos de OCF em três aspectos: (a) a experiência acumulada pelas formigas é melhor explorada com o uso de uma regra de transição de estado mais

²Do inglês *Ant Colony System (ACS)*

severa; (b) a evaporação e depósito de feromônio ocorre apenas nos melhores caminhos; (c) a cada vez que a formiga se move de um arco i para um arco j , uma pequena quantidade de feromônio é removida para incentivar a busca em caminhos alternativos.

Esta seção apresenta como a metodologia de OCF foi empregada na etapa 2 do problema da PDO. Nessa abordagem a OCF tem por objetivo determinar caminhos com menor número de partidas e paradas que irão representar o despacho dinâmico da operação da UHE ao longo de um dia.

O modelo de despacho emprega os algoritmos de SF e SCF, com pequenas modificações em relação aos algoritmos clássicos apresentados na literatura. No despacho dinâmico o critério que determina se uma formiga se move de um nó pra o outro é a informação relativa ao número de partidas e paradas.

O espaço de busca que será explorado pelas formigas é aquele criado pelo AG representado na Figura 5.6. Na etapa 2, o algoritmo do SCF é empregado para determinar o caminho mínimo que representa o despacho diária da UHE com o menor número de partidas e paradas possível.

5.4.1 Regra de transição de estados

Nessa abordagem, o algoritmo de colônia de formigas foi utilizado para construir caminhos que determinam o despacho diário da UHE. O algoritmo usa a regra de transição de estados para determinar qual será a próxima solução (despacho na hora $t + 1$) escolhida por uma formiga k que pertence a colônia. A formiga k move-se em uma sequência finita de estados, ou seja, o final da trajetória da formiga ocorre quando a formiga k chegar na hora $t = 24$.

Os movimentos da formiga k são selecionados através da regra de transição de estados, que é baseada na quantidade de feromônio acumulado nas rotas que já foram percorridas pelas demais formigas da colônia.

Para evitar a rápida convergência de todas as formigas em direção à uma mesma região de busca, uma componente probabilística e um mecanismo de evaporação são incorporados a regra de transição de estados. A Equação 5.6 descreve a equação de transição de estado empregada ao problema do despacho dinâmico (DORIGO; STÜZLE, 2004).

$$p_{ij}^k(t) = \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{\ell \in \mathcal{N}_i^k} [\tau_{i\ell}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{i\ell}]^\beta}, \text{ se } j \in \mathcal{N}_i^k \quad (5.6)$$

onde: $\tau_{ij}^k(t)$ representa a quantidade de feromônio depositado no arco (ij) percorrido pela formiga k , na iteração t ; η_{ij} representa a heurística avaliada a priori, neste caso o número de partidas e paradas; α é a importância dada à quantidade de feromônio depositado no arco (ij) ; β representa a importância relativa da informação da heurística; \mathcal{N}_i^k representa a vizinhança factível da formiga k em i ;

O parâmetro α indica qual é a importância atribuída à quantidade de feromônio depositada nas trilhas percorridas pelas formigas. Quanto maior for o valor de α em relação ao parâmetro β o algoritmo irá priorizar as informações fornecidas pelas formigas ao longo do processo de busca. Caso o valor de β seja maior que o valor de α , o algoritmo irá priorizar as soluções com menor número de partidas e paradas.

Vale lembrar que p_{ij}^k representa a probabilidade de um indivíduo ser escolhido por uma formiga k . As soluções candidatas que possuem menor número de partidas e paradas têm maior probabilidade de serem selecionadas. No entanto, não é possível garantir que necessariamente tais soluções sejam escolhidas.

A Figura 5.14 ilustra a ideia da regra de transição de estados. Observa-se que uma formiga k deu início ao processo de busca partindo do indivíduo 1 na hora t . O processo de escolha de uma solução (indivíduo) na hora $t + 1$ é guiado pela regra de transição de estados.

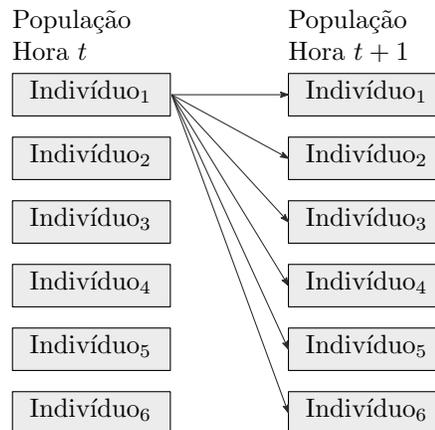


Figura 5.14: Espaço de busca da OCF

A probabilidade de escolha entre um indivíduo na hora t e um indivíduo na hora $t + 1$ pode ser interpretada como uma roleta. Cada possibilidade (destino) representa uma fatia proporcional da roleta a ser sorteada. Sendo assim, os arcos com maior quantidade acumulada de feromônio possuem maiores chances de ser escolhidos.

A Figura 5.15 ilustra como essa roleta evolui no decorrer das iterações. Na primeira iteração (primeira roleta) a probabilidade de uma formiga escolher a solução da próxima hora é igual para todos os indivíduos, pois ainda não ocorreu o depósito de feromônio.

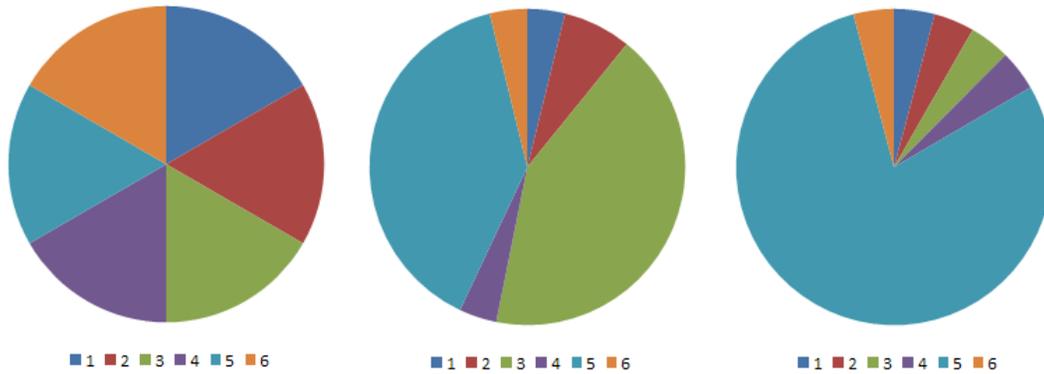


Figura 5.15: Evolução da roleta no SCF

Numa segunda iteração (segunda roleta) algumas soluções são mais predominantes (aquelas percorridas por uma maior quantidade de formigas). No decorrer das iterações teremos uma ou mais soluções que serão predominantes, indicando quais são os caminhos onde ocorreram um menor número de chaveamento durante a operação da UHE ao longo de um dia.

5.4.2 Atualização local de feromônio

A atualização local de feromônio ocorre quando uma formiga completa um caminho, ou seja, quando ela determina a combinação de indivíduos que irão indicar o despacho diário da UHE. Esse processo de atualização é guiado pela Equação 5.7.

$$\tau_{ij}^k(t + 1) = (1 - \xi)\tau_{ij}^k(t) + \xi\tau_0 \quad (5.7)$$

onde: ξ é coeficiente de decaimento do feromônio ($0 < \xi < 1$); τ_{ij} representa a quantidade de

feromônio depositado no arco (i, j) percorrido pela formiga k , na iteração t ; e τ_0 representa quantidade inicial da feromônio. Dorigo e Gambardella (1997c) mencionam que um bom valor para o coeficiente de decaimento é de $\xi = 0,1$.

A Figura 5.16 ilustra os possíveis caminhos (linhas tracejadas) que podem ser percorridos por uma formiga no espaço de busca, neste exemplo, formado por seis indivíduos criados pelo AG para cada hora do dia. Entre todas as possibilidades na hora 1 a formiga escolheu o indivíduo 1, na hora 2 o indivíduo 3 e assim por diante. O processo de busca se repete até a formiga determinar o despacho diário da UHE, ou seja, quando a formiga atingir a hora 24. Ao final da iteração ocorre o depósito local (linha contínua) de feromônio no caminho percorrido pela formiga.

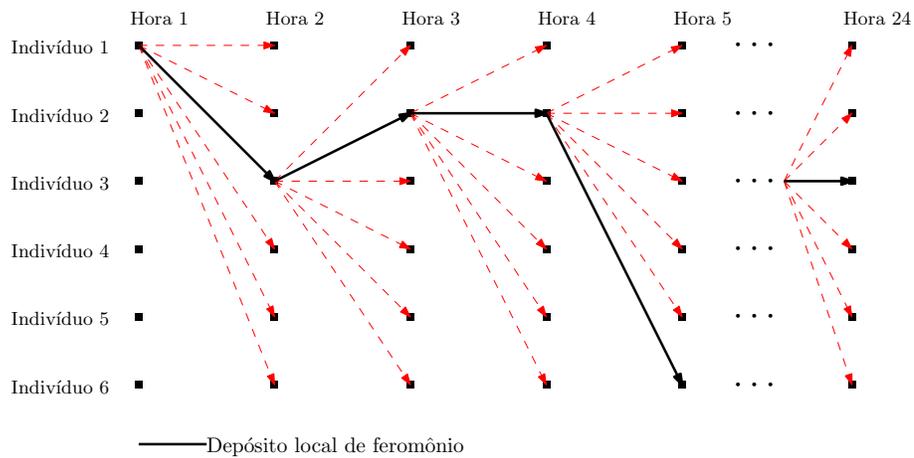


Figura 5.16: Depósito local de feromônio

Toda vez que uma formiga percorrer um caminho entre a hora t e a hora $t + 1$ uma pequena quantidade de feromônio é removida da trilha. Na prática, o decaimento de uma pequena quantidade de feromônio permite que novos caminhos sejam explorados e o algoritmo não fique preso aos ótimos locais (DORIGO; STÜZLE, 2004). Durante o processo de atualização local de feromônio também ocorre o depósito de uma pequena quantidade de feromônio nas arestas que foram percorridas pelas formigas durante o processo de busca.

5.4.3 Atualização global de feromônio

A atualização global de feromônio ocorre ao final de cada iteração. Nessa etapa, representada pela Equação 5.8, apenas o caminho que indica o menor número de partidas e paradas recebe

um incremento de feromônio. A evaporação de feromônio ocorre em todos os caminhos que podem ser percorridos pelas formigas (DORIGO; STÜZLE, 2004).

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho)\tau_{ij}(t) + \rho\Delta\tau_{ij}^{best} \quad (5.8)$$

onde: τ_{ij} representa a quantidade de feromônio depositado no arco (ij) percorrido pela formiga k , na iteração t ; ρ representa coeficiente de evaporação do feromônio; $\Delta\tau_{ij}^{best}$ representa o caminho percorrido pela melhor formiga da iteração t , ou seja, é o caminho com menor número de partidas e paradas.

5.4.4 Depósito de feromônio e caminhos

Essa sessão objetiva ilustrar como ocorre o processo de busca das formigas ao longo do processo de execução da OCF. Sabemos que o AG na etapa 1 será responsável por gerar uma população de indivíduos factíveis, para cada hora, para que posteriormente na etapa 2 as formigas sejam capazes de traçar um caminho que indique a geração das UHEs em estudo ao longo de um dia.

A Figura 5.17 mostra um exemplo de uma população factível criada pelo AG com seis indivíduos para uma UHE com seis UGs. Assim, cada indivíduo (cromossomo) representa o despacho para uma determinada hora do dia da UHE. Nesta figura ilustram-se apenas as variáveis booleanas que indicam se a UG foi despachada (1) ou não (0).

	Hora 1	Hora 2	Hora 3	...	Hora 24
Indivíduo 1	1 1 1 1 1 1	1 0 1 1 1 1	1 1 1 1 1 0	...	1 1 1 1 1 1
Indivíduo 2	1 1 0 1 1 1	1 1 1 1 1 1	1 1 1 1 0 1	...	1 1 1 1 1 1
Indivíduo 3	1 1 1 1 1 1	1 1 1 1 1 0	1 1 1 1 1 1	...	1 1 1 0 1 1
Indivíduo 4	1 1 1 1 0 0	1 1 1 1 1 1	1 1 1 1 1 1	...	1 1 1 1 1 1
Indivíduo 5	1 1 1 1 1 0	1 1 1 1 1 0	1 1 0 1 1 1	...	1 1 0 1 1 1
Indivíduo 6	1 1 1 1 0 1	1 1 1 1 1 1	1 1 1 1 1 1	...	1 1 1 1 1 1

Figura 5.17: População criada pelo AG e espaço de busca da OCF

Quando a UG não é despachada ($y=0$) a sua geração elétrica é nula. Se a UG é despachada ($y=1$) a sua geração elétrica está entre os limites operacionais das UGs (Figura 5.5). A

OCF é empregada para determinar o despacho dinâmico, ou seja, a combinação de indivíduos ao longo de um dia em que ocorrerá o menor número de partidas e paradas.

O exemplo da Figura 5.18 ilustra o caminho percorrido por uma formiga k ao longo do seu processo de busca. Podemos observar que a formiga k escolheu o indivíduo 1 da hora 1 como ponto de partida, 5.18(a).

Para partir da hora 1 para a hora 2 a formiga fará uso da regra de transição de estado (Equação 5.6) para escolher o próximo indivíduo, e assim sucessivamente, até completar a sua trajetória, nesse caso, completar o despacho para as 24 horas. A 5.18(b) mostra que a formiga k após escolher o indivíduo 1, escolheu o indivíduo 3 na hora 2.

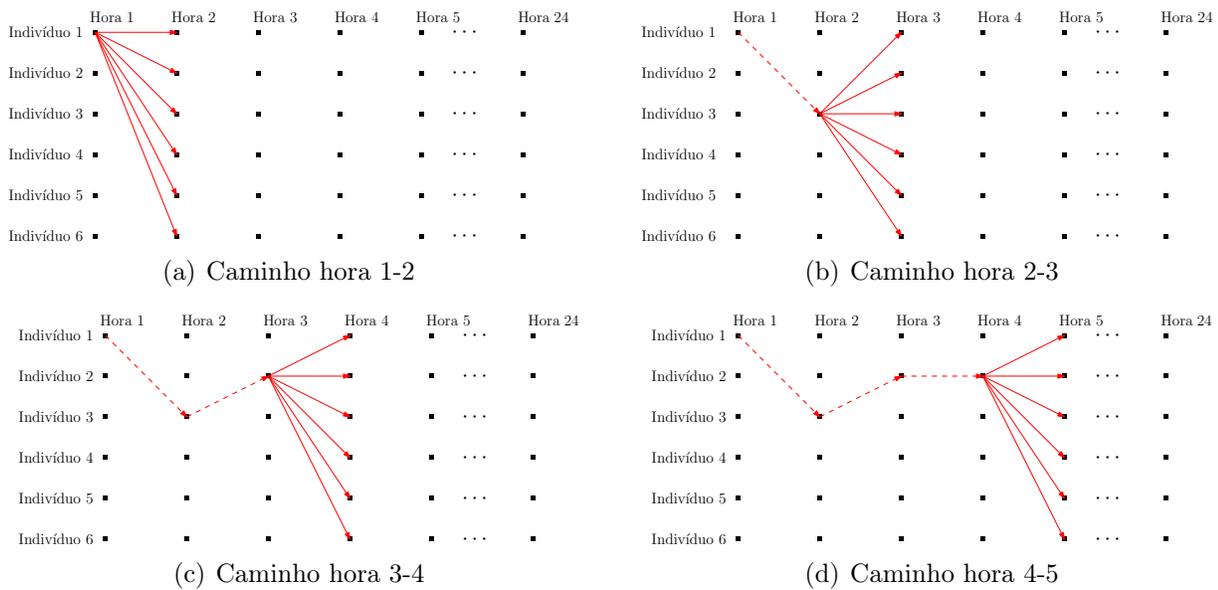


Figura 5.18: Caminho percorrido pela formiga k

Ao partir do indivíduo 1 (hora 1) para o indivíduo 3 (hora 2) a formiga k deixou um rastro de feromônio, que é representado pela linha pontilhada, na 5.18(b). É esse rastro de feromônio que irá guiar as demais formigas. Ao completar o caminho durante as 24 horas a formiga k deixará uma determinada quantidade de feromônio ao longo do caminho percorrido por ela. A Figura 5.19 indica o caminho percorrido pela formiga k .

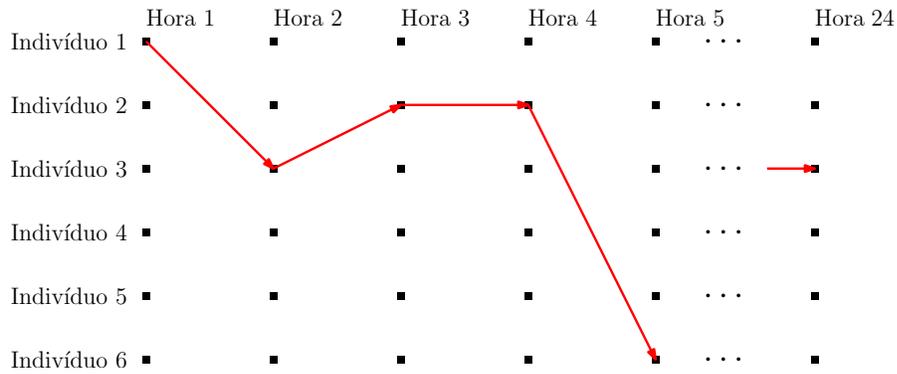


Figura 5.19: Atualização local de feromônio pelo caminho percorrido pela formiga k

Numa mesma iteração várias formigas percorrem diferentes caminhos que indicam o despacho diário da UHE. Ao percorrer um caminho cada uma dessas formigas deixa um rastro de feromônio (atualização local) que é usado como guia para as demais formigas. Com atualização local de feromônio (Equação 5.7) uma pequena quantidade de feromônio é retirada dos caminhos para fazer com que as formigas explorem outras regiões do espaço de busca. A Figura 5.20 ilustra o caminho percorrido por cinco formigas em uma dada iteração, as linhas pontilhadas indicam a atualização local de feromônio.

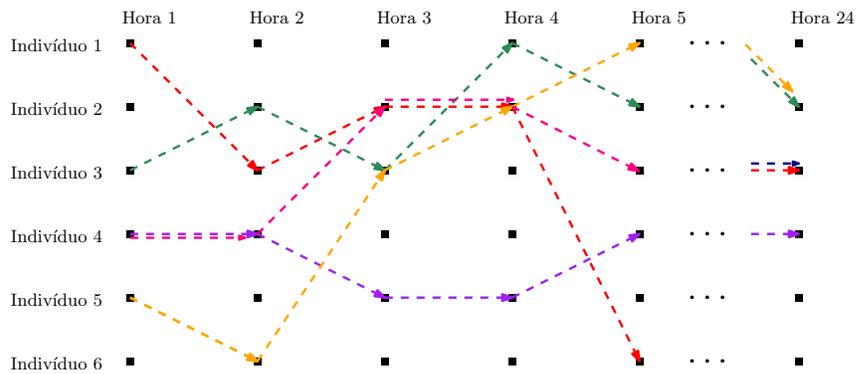


Figura 5.20: Caminhos criados pelas formigas na OCF

Quanto mais formigas passarem por um caminho maior será a quantidade de feromônio depositada. Ao final de cada iteração, ou seja, quando a última formiga da iteração completar seu caminho ocorrerá o depósito global de feromônio no caminho que indicar o menor número de partidas e paradas. Usando o exemplo da Figura 5.20, a Figura 5.21 ilustra o caminho em que ocorrerá o depósito de feromônio.

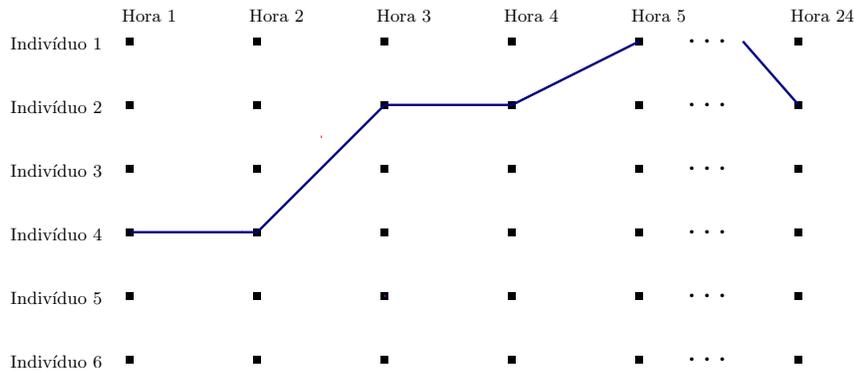


Figura 5.21: Atualização global de feromônio

Para que as formigas não fiquem presas em ótimos locais durante a atualização local e global de feromônio também ocorre o processo de evaporação do feromônio, indicado pelos parâmetros ξ e ρ , nas Equações 5.7 e 5.8. Assim, caminhos ainda não explorados podem ser visitados pelas formigas da próxima iteração.

5.4.5 Vantagens e desvantagens da OCF

A OCF é uma meta-heurística com característica construtiva e melhorativa. Ser construtiva advém do fato de usar a informação heurística tipicamente utilizada em um algoritmo construtivo e guloso. Esse processo construtivo é repetido, sendo influenciado pelo feromônio depositado pelas formigas nas iterações anteriores. Assim, as melhores soluções são priorizadas ao longo do processo de busca (LOPES et al., 2013).

Os algoritmos da OCF são adequados para os problemas NP-difíceis e de otimização estocástica em geral, tais como o problema do caminho mínimo; além de serem adequados para solucionar problemas de otimização multiobjetivo (SERAPIÃO, 2009). Ainda como umas das vantagens da OCF cita-se a característica de produzir boas soluções sub-ótimas.

Os algoritmos de OCF são mais vantajosos que o AG, por exemplo, se o grafo do algoritmo mudar dinamicamente. A colônia pode mudar várias vezes se adaptando às mudanças do problema em tempo real (DORIGO; STÜZLE, 2004; NETO; FILHO, 2012).

Uma das desvantagens da OCF se refere a grande quantidade de memória usada para solucionar problemas de grande porte. Em alguns casos, devido ao cálculo da matriz de probabilidade o método torna-se lento. Além da dificuldade de fazer o ajuste de parâmetros.

5.5 Fronteira de Pareto

Nos problemas de otimização mono-objetivos temos apenas uma função objetivo que deve ser maximizada ou minimizada. Como resultado, uma única solução ótima satisfaz a função objetivo, bem como as suas restrições.

Em contrapartida, nos problemas multiobjetivos diversos objetivos são otimizados simultaneamente. Usualmente esses objetivos são conflitantes entre si. Por isso, nem sempre existe uma solução ótima que minimize ou maximize, por exemplo, ambos objetivos simultaneamente satisfazendo todas as restrições do problema (YANG, 2010).

É nesse contexto que surge o conceito de dominância de Pareto. Uma solução factível é denominada de Pareto-ótima ou não-dominada se não for dominada por nenhuma outra solução factível do espaço de busca (DEB, 2005).

Ainda de acordo com Pérez (2012) uma solução Pareto-ótima não pode ser melhorada com relação a qualquer objetivo do problema sem que pelo menos algum outro objetivo seja degradado. Dessa forma, o conjunto das soluções não-dominadas é chamado de conjunto Pareto-ótimo, e a imagem de um determinado conjunto Pareto-ótimo no espaço dos valores dos objetivos, é chamada fronteira de Pareto (YANG, 2010).

A fim de exemplificar essa questão, consideramos um problema multiobjetivo com duas funções objetivos de minimização $f_1(x)$ e $f_2(x)$. A Figura 5.22 ilustra o gráfico com os resultados da fronteira de Pareto para esse problema.

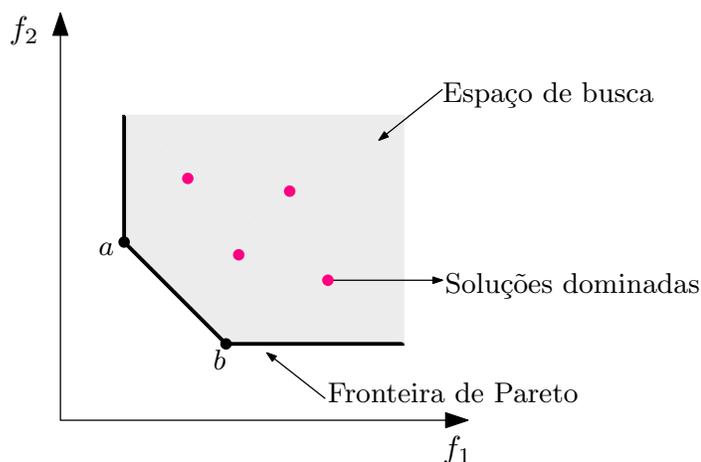


Figura 5.22: Fronteira de Pareto
Fonte: Yang (2010) com adaptações

Para o exemplo da Figura 5.22 temos duas soluções, a e b na fronteira de Pareto. A solução a é solução que minimiza o valor da função objetivo $f_1(x)$ e, por sua vez, a solução b é solução que minimiza o valor da função objetivo $f_2(x)$. As demais soluções factíveis do espaço de busca foram dominadas pelas soluções a e b .

Não existe, usualmente, uma única solução que minimize simultaneamente todos os objetivos. Por isto, nos problemas multiobjetivos cabe ao tomador de decisão selecionar a solução não dominada que lhe for mais conveniente.

Capítulo 6

Estudo de caso

Este capítulo apresenta os resultados de um sistema que mostra o despacho de uma UHE operando em conjunto com uma UEL. Alguns estudos de caso são avaliados usando os dados de uma UHE que já está em operação no SIN, a UHE de Jupiá, e de uma UEL projetada.

6.1 Objetos de estudo

Esta seção descreve a UHE de Jupiá e a UEL projetada. As informações sobre a potência nominal, tipo de turbina, entre outras características das usinas são brevemente discutidas.

6.1.1 UHE de Jupiá

Os estudos de caso consideram os dados da UHE Engenheiro Souza Dias, mais conhecida como UHE de Jupiá, uma usina a fio d'água. Sua barragem tem 5.495 m de comprimento e seu reservatório 330 km² de área alagada. Jupiá foi inaugurada em 1974 e está localizada no rio Paraná, entre as cidades de Andradina e Castilho, no estado de São Paulo, e a cidade de Três Lagoas, no estado do Mato Grosso do Sul.

A UHE de Jupiá possui 14 UGs com turbinas kaplan, com potência nominal de 110,8 MW cada. Assim, a potência instalada nominal da usina é de 1.551,2 MW. Jupiá também possui duas UGs destinadas ao serviço auxiliar da UHE. Essas UGs produzem a energia consumida pela própria usina e têm a potência instalada de 4,75 MW cada.

Jupiá faz parte do conjunto de UHEs das quais a Companhia Energética de São Paulo (CESP) é a concessionária de serviço público de energia elétrica. A CESP é a maior empresa de produção de energia elétrica do estado de São Paulo. Suas usinas estão estrategicamente localizadas na região mais desenvolvida e populosa do Brasil e são de fundamental importância para a operação do SIN (CESP, 2015).

A Tabela 6.1 apresenta os limites operacionais das 14 UGs da UHE de Jupiá. Apesar de todas as UGs terem o mesmo projeto de fabricação, com o passar dos anos, alguns dos limites operacionais das UGs foram alterados por conveniência operativa identificada pela CESP.

Tabela 6.1: Limites operacionais das UGs da UHE de Jupiá

UG	1	2	3	4	5, 6, 7, 8, 9	10	11, 12	13	14
gl_{min} (MW)	25,0	40,0	25,0	100,0	25,0	50,0	25,0	50,0	25,0
gl_{max} (MW)	110,8	110,8	110,8	100,0	110,8	100,0	110,8	100,0	110,8

Fonte: CESP (2012)

Na Tabela 6.1, por exemplo, a UG 2 opera entre 40 MW e 110,8 MW, a UG 4 tem a faixa operacional fixada em 100 MW, as UGs 10 e 13 operam entre 50 MW e 100 MW, enquanto as demais UGs operam entre 25 MW e 110,8 MW. As distintas faixas operativas de cada UG, definidas pela Equação 4.14, são consideradas no modelo proposto.

Vale ressaltar que as UGs de Jupiá estão interligadas em dois barramentos com diferentes níveis de tensão. As UGs de 1 a 12 estão conectadas no barramento de 440 kV (Equação 4.8), já as UGs 12 e 13 estão conectadas no barramento de 138 kV (Equação 4.9). Essa particularidade é considerada no modelo de otimização da PDO proposto.

Para os estudos de caso apresentados neste capítulo, considera-se a curva de eficiência extrapolada do modelo em escala reduzida do conjunto turbina-gerador. A curva de eficiência (colina) foi disponibilizada pela CESP e está parametrizada em função da vazão turbinada (m^3/s) e da altura de queda (m), conforme Anexo A.

Os coeficientes da curva de eficiência são representados por um polinômio de quarto grau, que relaciona a eficiência de conversão de energia (η) em função da geração (g) para uma determinada altura de queda (h). Os coeficientes deste polinômio são representados por $a_i (i = 0, \dots, 4)$, conforme a Equação 6.1.

$$\eta(g, h) = a_4 \cdot g^4 + a_3 \cdot g^3 + a_2 \cdot g^2 + a_1 \cdot g + a_0 \quad (6.1)$$

Os coeficientes da curva de eficiência, para a altura de queda de 20 m, são apresentados na Tabela 6.2. Essa informação foi extraída da curva colina que consta no Anexo A.

Tabela 6.2: Coeficientes da curva de eficiência para altura de queda de 20 (m)

	a_4	a_3	a_2	a_1	a_0
$\eta(g, h)$	-4,29E-07	1,49E-4	-2,01E-2	1,20	67,1

A Figura 6.1 apresenta a curva de eficiência das UGs da UHE de Jupia, para o polinômio indicado na Tabela 6.2. Observa-se que a eficiência mínima de operação é de 88% e a máxima de 93,5%. Os limites operacionais de projeto estão entre 25 MW e 110,8 MW. Todavia, algumas UGs operam com limites operacionais diferenciados como indicado na Tabela 6.1.

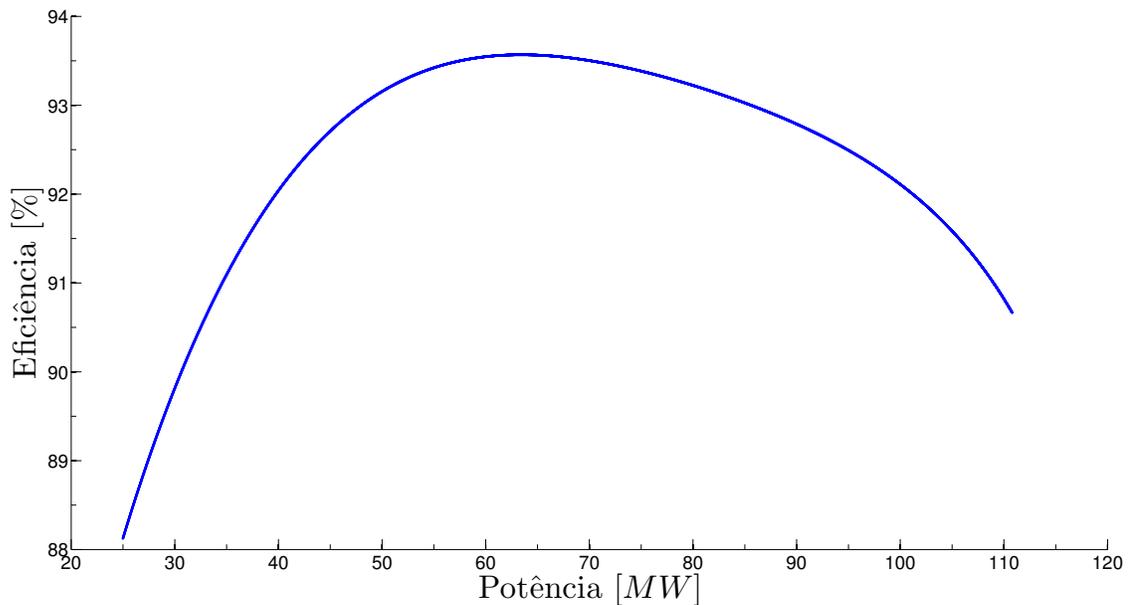


Figura 6.1: Corte da curva colina para a altura de queda de 20 m

Analisando a figura acima, observa-se que para cada valor de potência existe um valor correspondente de rendimento. A maior eficiência de operação de projeto (93,5%) ocorre quando as UGs operam entre 60 MW e 70 MW.

6.1.2 UEL projetada

O estudo de caso apresenta a perspectiva de instalação de uma UEL nas proximidades da UHE de Jupuíá, interconectada ao barramento de 440 kV. Assim, na operação em tempo real as máquinas do barramento de 440 kV compensariam as máquinas da UEL e vice-versa.

O barramento de 138 kV não foi escolhido pois as duas UGs conectadas à esse barramento, em geral, são programadas na base e costumam operar na sua capacidade total. Logo, não existe muita folga na operação desse barramento.

Os estudos de caso consideram a operação de uma UEL com potência instalada 92 MW, com 40 turbinas eólicas de 2,3 MW cada. Em termos de potência instalada, o porte desse parque eólico equivale a 5,93 % da potência instalada nominal da UHE de Jupuíá. A Tabela 6.3 apresenta as características das turbinas eólicas que operariam no parque da UEL projetada.

Tabela 6.3: Características da turbina eólica

Parâmetros	Valor	Unidade
Potência nominal	2,3	MW
Altura do hub	113	m
Velocidade de <i>cut-in</i>	2	m/s
Velocidade de <i>cut-out</i>	28	m/s
Classe de vento - IEC	NVN IA/IIA	-
Número de pás	3	-
Área varrida	3959,0	m ²

Fonte: Enercon (2010)

De acordo com a Tabela 6.3 a altura do *hub* da turbina é de 113 m e a área varrida pelas pás é 3959 m². As turbinas começam a operar com ventos superiores a 2 m/s e por questão de segurança a operação é interrompida quando os ventos atingem a velocidade média de 28 m/s. O sistema de controle é híbrido - pás com ângulo variável.

A eficiência do sistema de conversão de uma turbina eólica é indicada pelo coeficiente de potência e pela curva de potência da turbina. Essas duas curvas que caracterizam a operação da turbina eólica indicada na Tabela 6.3 estão representadas graficamente na Figura 6.2.

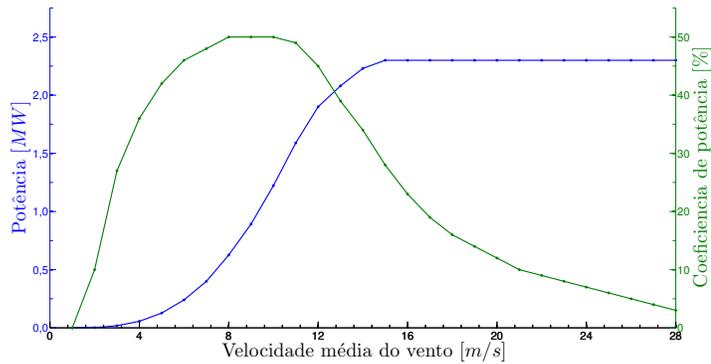


Figura 6.2: Curva de potência e do coeficiente de potência de uma turbina eólica
 Fonte: Enercon (2010)

6.2 Dados de entrada

6.2.1 Demanda programada

A Figura 6.3 apresenta a demanda programada ao longo de um dia para os barramentos de 440 kV e 138 kV. Os dados se referem a operação real da UHE de Jupuíá em 22/11/2012.

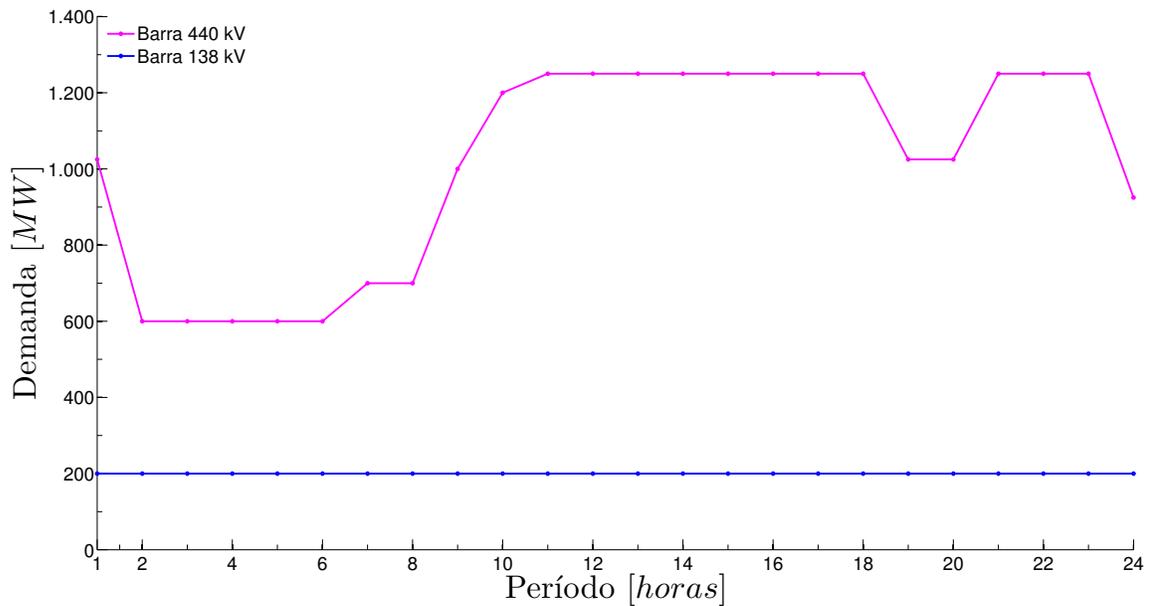


Figura 6.3: Demanda programada por barramento
 Fonte: CESP

Observa-se que a demanda no barramento de 138 kV é constante em 200 MW. Isso se deve a uma característica da UHE de Jupia, onde por conveniência operativa, esse valor de demanda é sempre alocado no referido barramento. Por sua vez, a demanda no barramento de 440 kV, para esse dia de operação, varia entre 600 MW e 1250 MW.

As informações contidas na Figura 6.3 são usadas como dados de entrada nos estudos de caso apresentados ao longo deste capítulo. A demanda programada para cada barramento faz menção à um contrato de referência que deve ser atendido pela UHE de Jupia e pela UEL projetada. Assim, a demanda programada para cada barramento é a meta de geração que deve ser atendida pelas referidas usinas.

6.2.2 Regime de ventos

Para o modelo ser validado são usadas as informações do regime de ventos¹ do estado do Rio Grande do Norte. A Tabela 6.4 apresenta os dados dos fatores de forma (k) e escala (c) da distribuição de Weibull ajustados para a altura de 113 m, que corresponde a altura do *hub* do modelo da turbina eólica considerada no projeto.

Tabela 6.4: Fatores de forma (k) e escala (c)

Mês	Parâmetro	
	k	c
Janeiro	5,12	9,21
Fevereiro	4,70	9,53
Março	6,92	9,71
Abril	5,79	9,69
Maio	5,10	9,86
Junho	5,14	10,24
Julho	6,29	10,56
Agosto	6,15	12,80
Setembro	5,73	11,26
Outubro	5,51	11,60
Novembro	5,89	8,84
Dezembro	6,17	9,20

Fonte: EPE (2012)

¹Informações, gentilmente, cedidas pela “Empresa de Pesquisa Energética (EPE)”

Os estudos de caso apresentados neste capítulo utilizam as informações dos fatores de forma e escala do mês de novembro. Com esses dados é possível determinar a distribuição da velocidade do vento naquela região no decorrer do referido mês.

A Figura 6.4 ilustra a curva de distribuição de probabilidade do vento para o mês de novembro, baseada em 1.000 observações (cada intervalo corresponde a 0,2m/s). A velocidade que ocorre com maior frequência está em torno de 8 m/s. Já as velocidades inferiores a 4 m/s e superiores a 11 m/s são as que ocorrem com menor frequência.

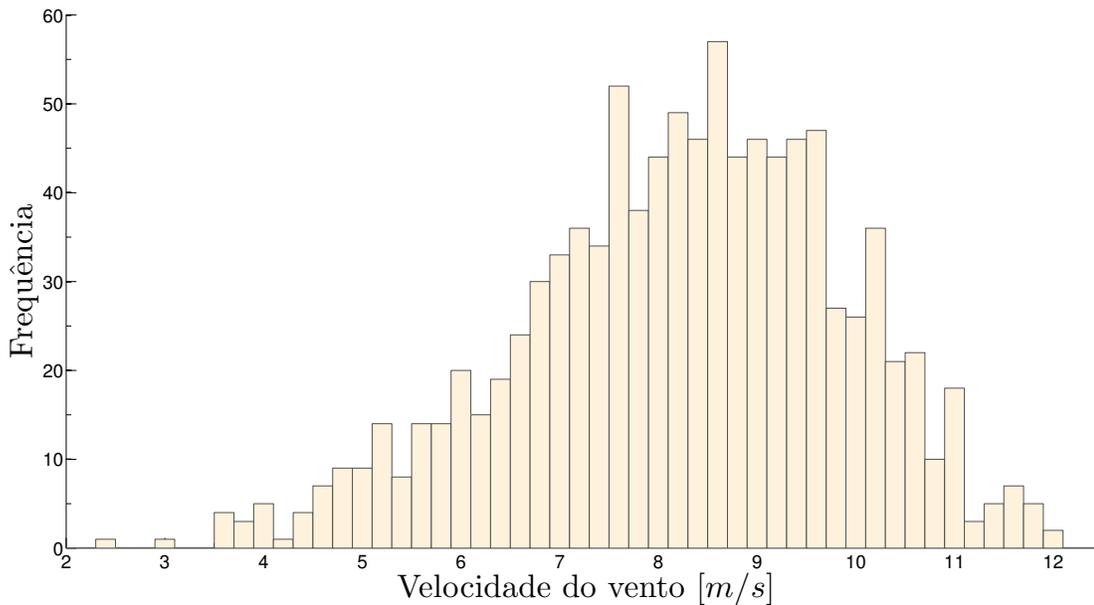


Figura 6.4: Distribuição de probabilidade da velocidade do vento no mês de novembro
Fonte: Elaboração própria a partir de EPE (2012)

Com a curva de distribuição de probabilidade do vento é possível estimar a curva de distribuição de probabilidade da geração eólica durante uma hora de operação da UEL. Com essas informações define-se o valor da reserva girante incremental alocada no barramento de 440 kV da UHE de Jupia.

Já a geração eólica, que ocorre a cada hora do dia, é determinada através da informação da velocidade média do vento observada durante o mês de novembro. Essas informações estão disponíveis na plataforma AMA, no *web-site* da EPE. A Figura 6.5 ilustra a velocidade média horária do mês de novembro. Observa-se que o menor valor da velocidade média é de 6,7 m/s e o maior é de 10,3 m/s. O Anexo B apresenta as informações relativas à velocidade média dos demais meses do ano para o estado do Rio Grande do Norte.

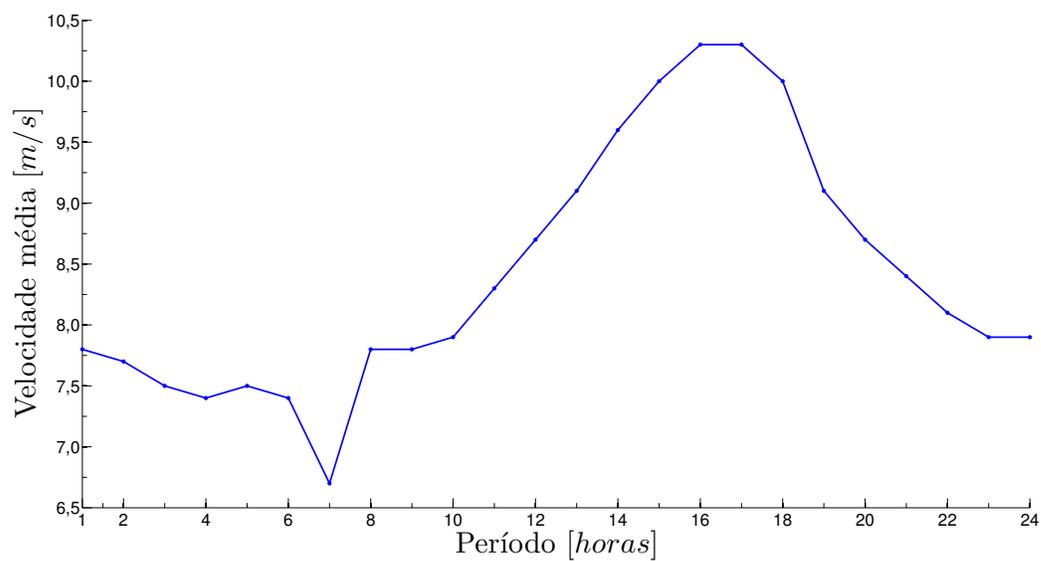


Figura 6.5: Velocidade média do vento – novembro
 Fonte: Elaboração própria a partir de AMA (2015)

6.2.3 Vazão afluyente

O gráfico da Figura 6.6 apresenta o comportamento da vazão afluyente da UHE de Jupuí. Os dados se referem a operação real da UHE de Jupuí em 22/11/2012.

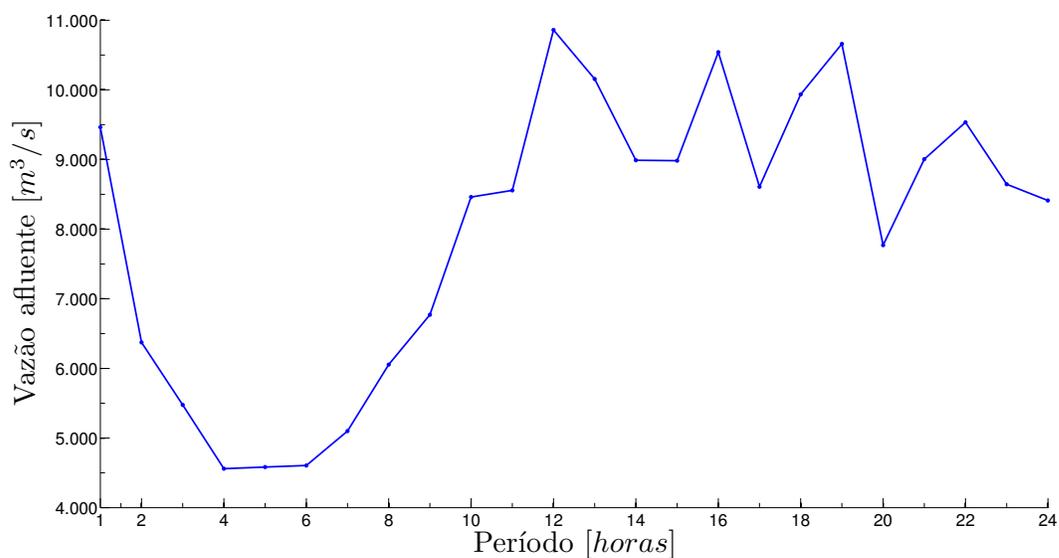


Figura 6.6: Vazão afluyente ao longo de um dia para UHE de Jupuí
 Fonte: CESP

Observa-se que a vazão afluyente da usina oscila muito no decorrer do dia, sendo o valor mínimo de 4.560,0 m³/s e o máximo de 10.860,0 m³/s. Vale ressaltar que os dados relativos a vazão afluyente foram determinados pelo ONS.

Assim, para não comprometer o funcionamento da cascata na qual a usina opera, Jupiá deverá cumprir a sua meta de defluência, ou seja, a usina deverá defluir em sua totalidade a vazão afluyente determinada pelo ONS.

6.3 Parâmetros computacionais

Esta seção apresenta os parâmetros de configuração usados nos estudos de caso apresentados ao longo deste capítulo. Uma série de combinações dos parâmetros do AG e da OCF foram executadas, de tal forma que as melhores combinações desses parâmetros são apresentadas.

A Tabela 6.5 lista os operadores genéticos que são considerados no AG na etapa 1. Para o operador de cruzamento a taxa considerada é de 0,9% e para o operador de mutação a taxa é de 0,1%. Nos estudos de caso apresentados, todos os métodos da seleção, cruzamento e mutação são utilizados.

Tabela 6.5: Operadores do AG

Operadores	Método
Seleção	Roleta
	Torneio
	Elitismo
	Classificação
Cruzamento	Um ponto
	Dois pontos
	Aritmético
Mutação	Inversão
	Gausiana
	Gausiana por inversão

Para a etapa 2, a Tabela 6.6 lista os parâmetros usados na configuração do algoritmo da OCF. Além dos parâmetros descritos na Tabela 6.6, o algoritmo da OCF requer a configuração

do número de formigas e de iterações. Essas informações são apresentadas no início de cada estudo de caso.

Tabela 6.6: Parâmetros da OCF

Parâmetro	Valor
Quantidade inicial de feromônio	0,0001
Taxa de evaporação de feromônio	0,5
α (importância relativa da trilha de feromônio)	2,0
β (importância relativa do número de partidas e paradas)	5,0

6.4 Resultados

Esta seção descreve os resultados obtidos pelo modelo de despacho considerando diferentes configurações para o número de indivíduos, formigas e iterações. Os experimentos apresentados nessa seção foram executados com os parâmetros do AG e da OCF indicados na Seção 6.3. Além dessas configurações, os estudos de caso necessitam de alguns outros parâmetros do AG e OCF listados na Tabela 6.7.

Tabela 6.7: Parâmetros do AG e da OCF - *Caso base*

AG		OCF	
Número de indivíduos	100	Número de formigas	2.000
Número de iterações	50	Número de iterações	50

6.4.1 Caso base

Foram executados 10 experimentos com os mesmos dados de entrada e os parâmetros do AG e da OCF, no intuito de conhecer o comportamento dos resultados na fronteira de Pareto. A Figura 6.7 apresenta os resultados da fronteira de Pareto para cada um dos 10 experimentos executados.

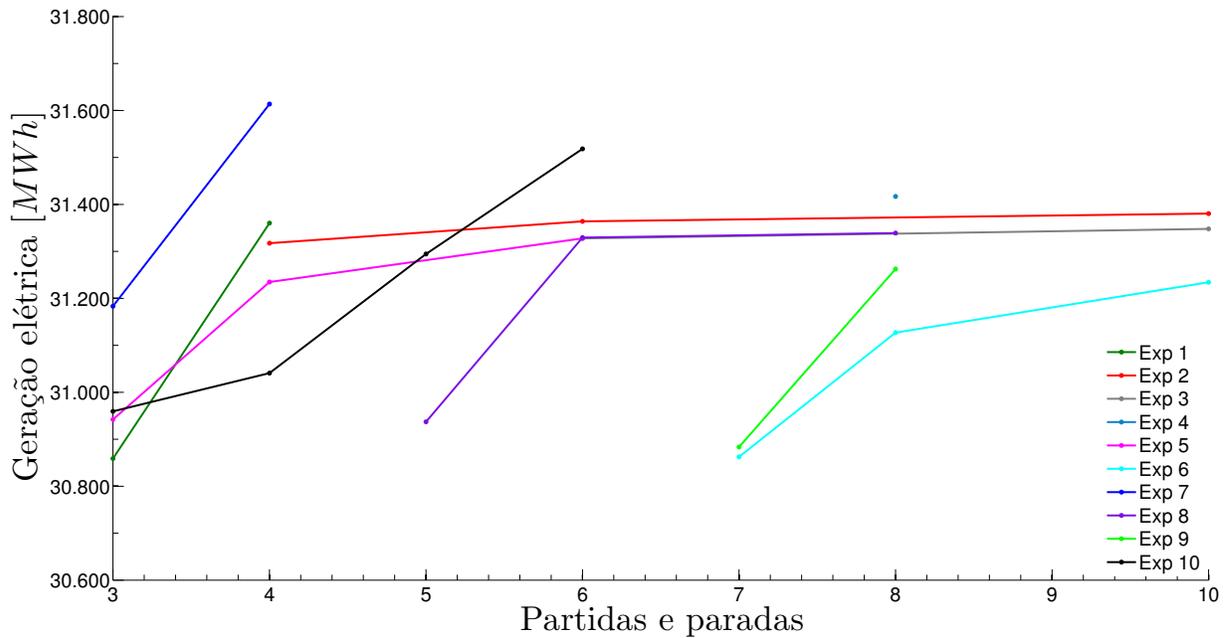


Figura 6.7: Fronteira de Pareto (Geração elétrica \times PP) – Caso base: 10 experimentos

De acordo com a Figura 6.7, os valores mínimos e máximos de partidas e paradas (PP) são 3 PP e 10 PP, respectivamente. Observa-se que mais de um experimento apresenta resultados com 3 PP, o que difere um resultado do outro é o valor da geração elétrica ao longo de um dia. Neste caso, o experimento 7 é aquele cujos resultados são os melhores em termos da geração elétrica.

Ainda em relação a geração elétrica, o menor valor encontrado é de 30.858,92 MWh para um dia de operação com 3 PP (experimento 1). Já a maior geração elétrica observada é de 31.360,20 MWh para um dia de operação com 4 PP (experimento 7).

Devido à grande quantidade de informações que podem ser extraídas de cada experimento, apenas um deles foi selecionado para que seus resultados sejam apresentados com maiores detalhes. Entre os 10 experimentos, o experimento 7 é aquele cujas particularidades são discutidas no decorrer dessa seção.

Assim, a Figura 6.8 apresenta os resultados da fronteira de Pareto do experimento 7. Na Figura estão indicadas as duas soluções não dominadas que compõem a fronteira de Pareto, bem como as demais soluções que são dominadas por elas.

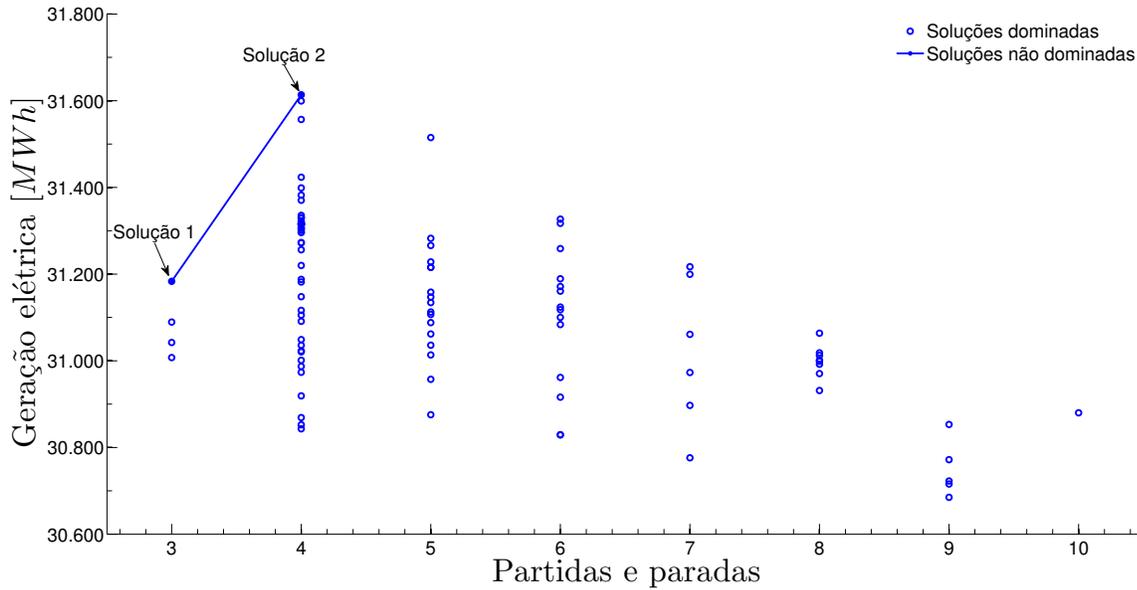


Figura 6.8: Fronteira de Pareto (Geração elétrica × PP) – Caso base: Experimento 7

A Tabela 6.8 apresenta as informações da geração elétrica em MWh e em \overline{MW}^2 , do número de PP e da eficiência da geração para cada uma das soluções da fronteira de Pareto. O tempo computacional de execução é de 68 min, sendo 66 min para o AG (equivalente a 2 min e 45 seg para cada uma das 24 h) e 2 min para a OCF.

Tabela 6.8: Resultados da fronteira de Pareto

	Geração elétrica no dia [MWh]	Geração elétrica no dia [\overline{MW}]	PP Número	Eficiência %
Solução 1	31.183,0	1.299,21	3	91,69
Solução 2	31.614,0	1.317,25	4	91,66

Entre as duas soluções da fronteira de Pareto do experimento 7, os resultados da solução 1 são discutidos em detalhes nesta seção. As informações relacionadas à geração da UEL projetada e à geração da UHE de Jupuí são apresentadas a seguir.

No modelo da PDO proposto a UEL é despachada em primeira instância. Em seguida determinam-se os valores da demanda residual e da reserva girante incremental que serão alocados no barramento de 440 kV da UHE de Jupuí.

²MWmédio

A Figura 6.9 ilustra graficamente a informação da geração eólica ao longo de um dia, para a solução 1 do experimento 7. Observa-se que o menor valor da geração eólica ocorreu na hora 7 (16MW). Já os picos de geração são observados entre as horas 16 e 17.

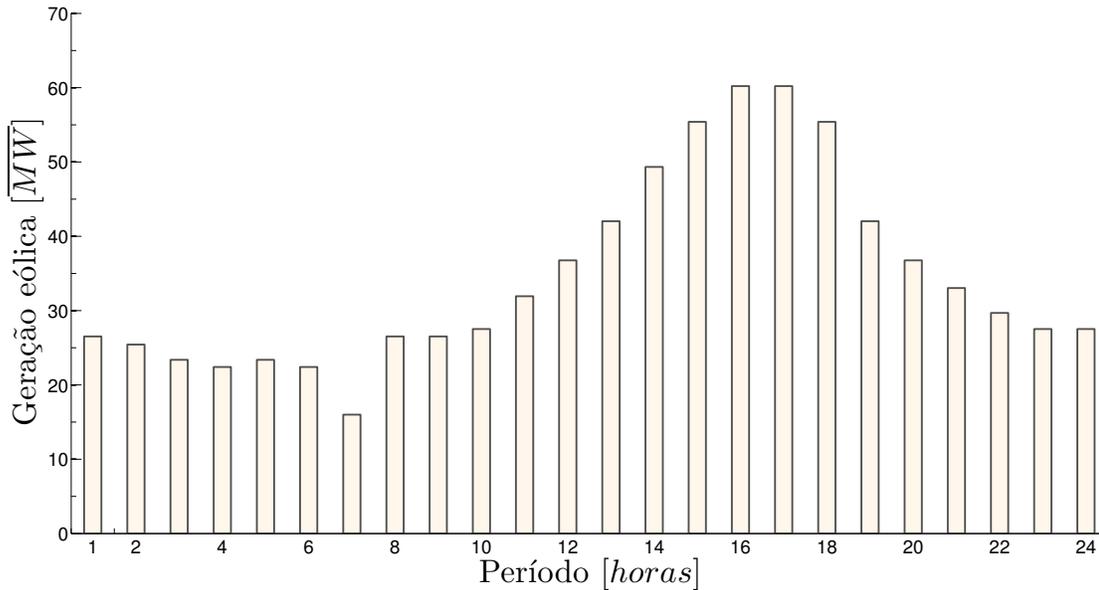


Figura 6.9: Geração eólica horária – Solução 1

Para estimar a potência de saída da UEL, durante uma hora de operação, usam-se as informações da curva de potência dos aerogeradores que compõem a UEL (Figura 6.2) e a curva de distribuição de probabilidade da velocidade do vento (Figura 6.4) determinada através dos parâmetros de forma e escala (Tabela 6.4). Desse modo, a curva de distribuição de probabilidade da geração eólica (Figura 6.10) resulta do produto da curva de distribuição de probabilidade da velocidade do vento e da curva de potência dos aerogeradores.

Conhecer a curva da distribuição de probabilidade da geração eólica é necessário para se especificar o requisito de reserva girante incremental, que é determinado através do conceito de VaR. O valor do VaR é definido de acordo com o nível de confiança atribuído à geração média esperada do parque eólico.

Os estudos de caso apresentados nesta seção consideram um nível de confiança de 85%. Na Figura 6.10 a área do gráfico cujos valores são inferiores a $12,72 \overline{MW}$ representam as piores perdas esperadas com um nível de confiança de 85%, ou seja, tem-se 15% de chance que a geração eólica seja menor que $12,72 \overline{MW}$.

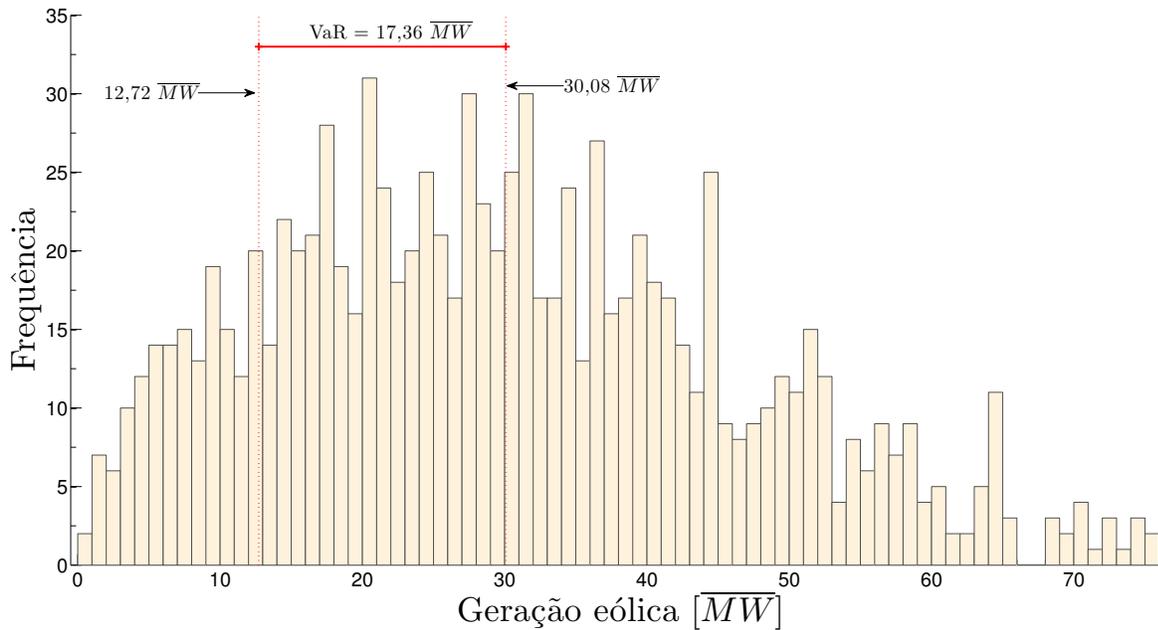


Figura 6.10: Requisito de reserva girante incremental – Solução 1

A diferença entre o pior cenário da geração eólica que pode ocorrer ($12,72 \overline{MW}$) e o valor esperado da geração ($30,08 \overline{MW}$) implica em um VaR de $17,36 \overline{MW}$. Esse é o valor alocado como a reserva girante incremental no barramento de 440 kV da UHE de Jupuíá, o qual a UHE deverá ser capaz de suprir caso a geração eólica verificada seja inferior aos $30,08 \overline{MW}$.

A demanda residual da UHE de Jupuíá alocada no barramento de 440 kV resulta da diferença entre a demanda programada e a geração eólica verificada. A Figura 6.11 apresenta as informações da demanda residual alocada no barramento de 440 kV e a respectiva geração verificada no barramento ao longo do dia. Observa-se que nas horas 7, 9 e 12 a geração verificada ficou bem próxima ao valor da demanda programada para o barramento de 440 kV. Com a operação otimizada da UHE foi possível gerar um pequena quantidade de energia excedente ao longo do dia.

A Figura 6.12 apresenta as informações da demanda residual alocada no barramento de 138 kV e a respectiva geração de energia verificada no barramento ao longo do dia. Observa-se que os valores da demanda residual e da geração verificada no barramento são bem próximos. Neste caso, não foi possível gerar mais energia do que a programada para o barramento, pois a demanda residual atribuída ao barramento está bem próxima da potência nominal das UGs alocadas no barramento de 138 kV.

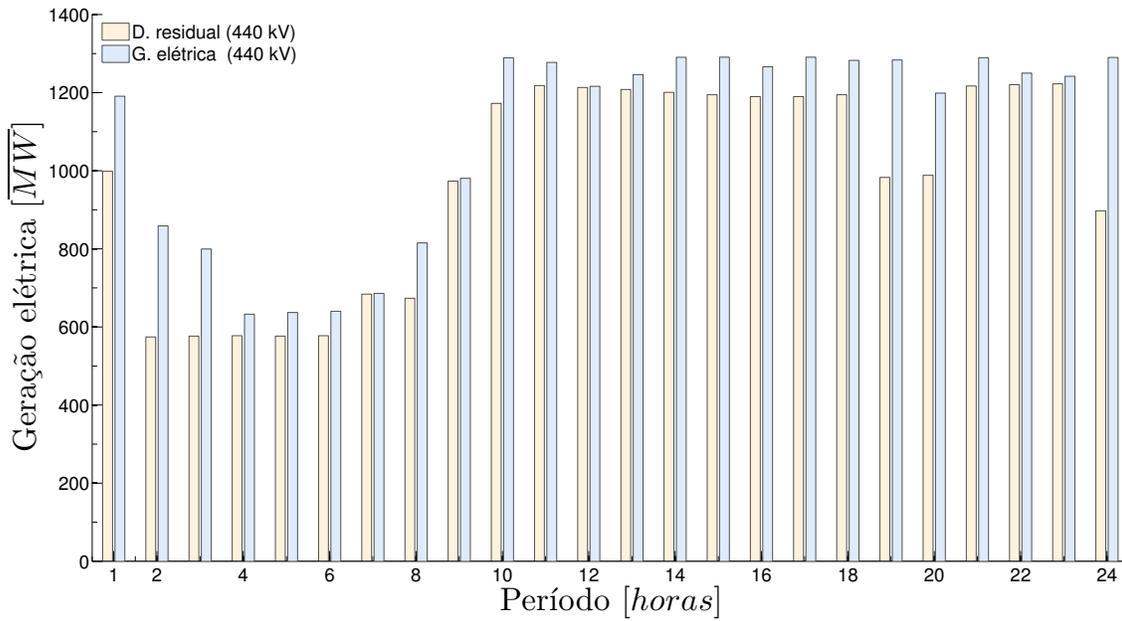


Figura 6.11: Demanda residual e geração verificada no barramento de 440 kV – Solução 1

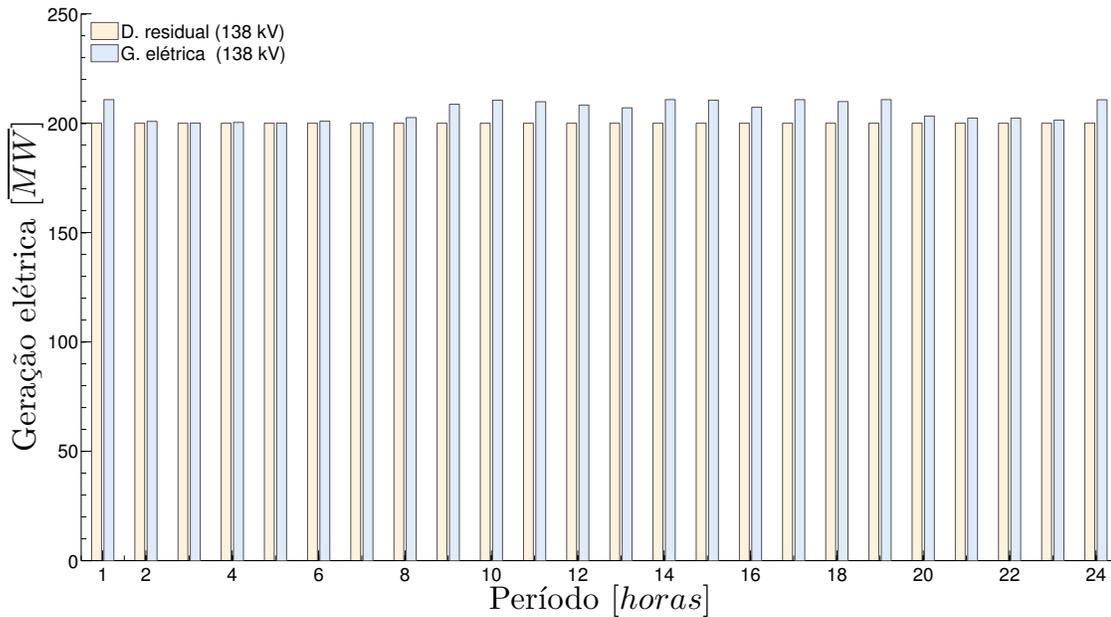


Figura 6.12: Demanda residual e geração verificada no barramento de 138 kV – Solução 1

A Tabela 6.9 apresenta os valores relativos a demanda residual da UHE de Jupuíá, a geração elétrica e a geração excedente durante um dia de operação da usina. Observa-se que a demanda alocada foi atendida em todas as horas do dia e ainda foi possível gerar uma

pequena quantidade de energia excedente, que se deve a operação otimizada da usina.

Tabela 6.9: Resultados - Solução 1

Hora	Demanda residual [MW]	Geração elétrica [MW]	Geração excedente [MW]
1	1.198,48	1.401,64	203,16
2	774,57	1.059,62	285,06
3	776,62	999,72	223,10
4	777,59	832,99	55,40
5	776,62	837,12	60,50
6	777,59	841,11	63,52
7	884,00	886,08	2,08
8	873,48	1.017,79	144,31
9	1.173,48	1.189,23	15,75
10	1.372,48	1.499,53	127,05
11	1.418,07	1.487,10	69,03
12	1.413,24	1.424,48	11,24
13	1.407,97	1.453,17	45,21
14	1.400,66	1.501,25	100,59
15	1.394,59	1.501,17	106,58
16	1.389,79	1.473,26	83,47
17	1.389,79	1.501,42	111,64
18	1.394,59	1.492,37	97,78
19	1.182,97	1.494,36	311,39
20	1.188,24	1.401,94	213,70
21	1.416,96	1.491,69	74,73
22	1.420,31	1.452,15	31,84
23	1.422,48	1.443,29	20,82
24	1.097,48	1.500,76	403,28

Na Figura 6.13 pode-se observar a operação das 14 máquinas da UHE de Jupiá ao longo do dia. É possível verificar que os limites operacionais das UGs não foram ultrapassados.

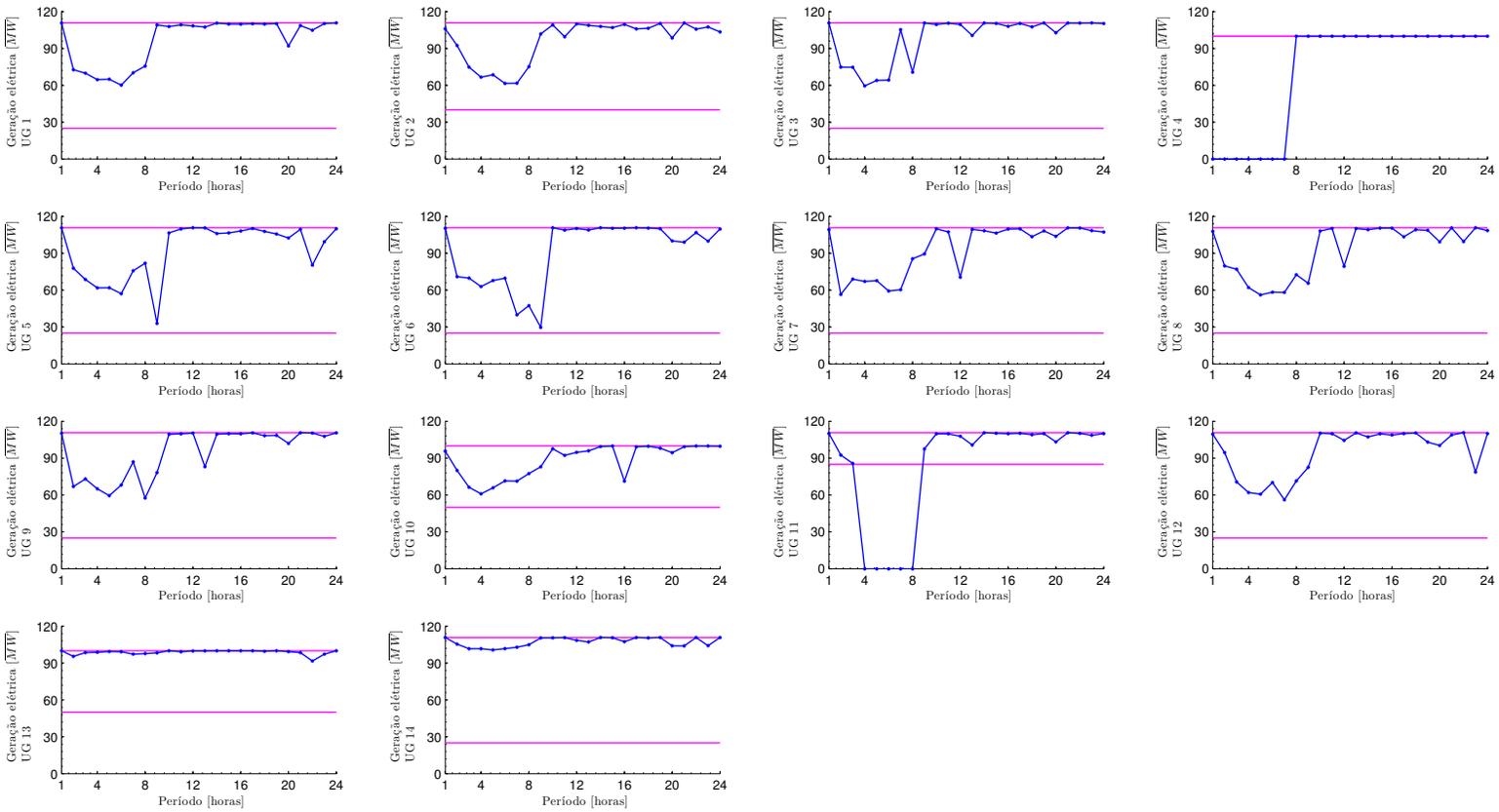


Figura 6.13: Operação das máquinas da UHE de Jupiaá – Solução 1

A Figura 6.14 apresenta as informações da vazão afluyente e vazão turbinada para a UHE de Jupia ao longo de um dia de operação, discretizados em intervalos de uma hora. Observa-se que a vazão turbinada foi sempre inferior à vazão afluyente. Nas horas de 3 a 6, 20 e 24 toda vazão afluyente foi turbinada para que a demanda programada fosse atendida.

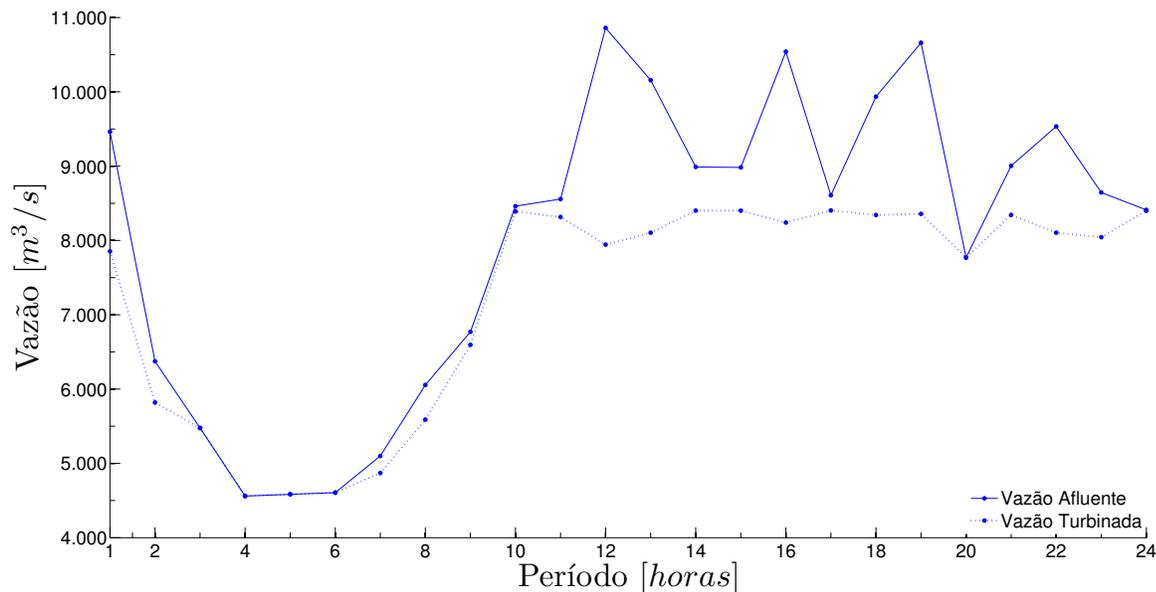


Figura 6.14: Vazão afluyente \times vazão turbinada – Solução 1

A Tabela 6.10 apresenta a geração excedente de energia da UHE, para a solução 1 do experimento 7, e os valores que resultariam da comercialização dessa energia no mercado de curto prazo ao preço do PLD. Considera-se o preço do PLD no mês de novembro (375,54 R\$/MWh), além do preço mínimo (23,14 R\$/MWh) e médio (166,63 R\$/MWh) que ocorreram no submercado SE/CO, onde está a UHE de Jupia, em 2012.

Tabela 6.10: Comercialização MCP

Geração excedente [MWh]	Preço PLD [R\$/MWh]	Receita [R\$]
2.881,64	23,14	66.681,14
	166,63	480.167,67
	375,54	1.082.171,08

De acordo com a Tabela 6.10 se a energia excedente fosse valorada ao preço do PLD no mês de novembro de 2012 seria possível obter uma receita de R\$1.082.171,08, para esse

dia de operação, que resultaria da comercialização da energia no MCP. Isso sugere possíveis ganhos monetários com a operação otimizada da UHE.

6.4.2 Caso reduzido

O segundo estudo de caso considera diferentes configurações para o número de indivíduos, formigas e iterações. Os experimentos apresentados nessa seção foram executados com os parâmetros do AG e OCF indicados na Seção 6.3. Além dessas configurações, os estudos de caso necessitam de alguns outros parâmetros do AG e OCF descritos na Tabela 6.11. Os dados de entrada são os mesmos apresentados na Seção 6.2.

Tabela 6.11: Parâmetros da AG e OCF - *Caso reduzido*

AG		OCF	
Número de indivíduos	100	Número de formigas	2.000
Número de iterações	30	Número de iterações	100

Foram executados 10 experimentos com os mesmos parâmetros dos dados de entrada e os parâmetros do AG e da OCF, no intuito de conhecer o comportamento dos resultados na fronteira de Pareto. Assim, a Figura 6.15 apresenta os resultados da fronteira de Pareto para cada um dos 10 experimentos executados.

Na Figura 6.15, em relação ao número de PP os valores mínimos e máximos são 3 PP e 14 PP, respectivamente. Mais de um experimento encontrou resultados nessa faixa de valores, o que difere um resultado do outro é o valor da geração elétrica ao longo de um dia. Em relação à geração elétrica o menor valor encontrado foi de 30.706,00 MWh com 5 PP (experimento 7) e o maior valor foi de 31.481,00 MWh com 8 PP (experimento 9).

6.4.3 Caso base \times caso reduzido

A Figura 6.16 compara as fronteiras de Pareto do estudo de caso base e do estudo de caso reduzido que foram discutidos no decorrer deste capítulo. Na fronteira de Pareto estão os resultados das soluções não-dominadas que relacionam a geração elétrica (verificada) e o respectivo número de partidas e paradas.

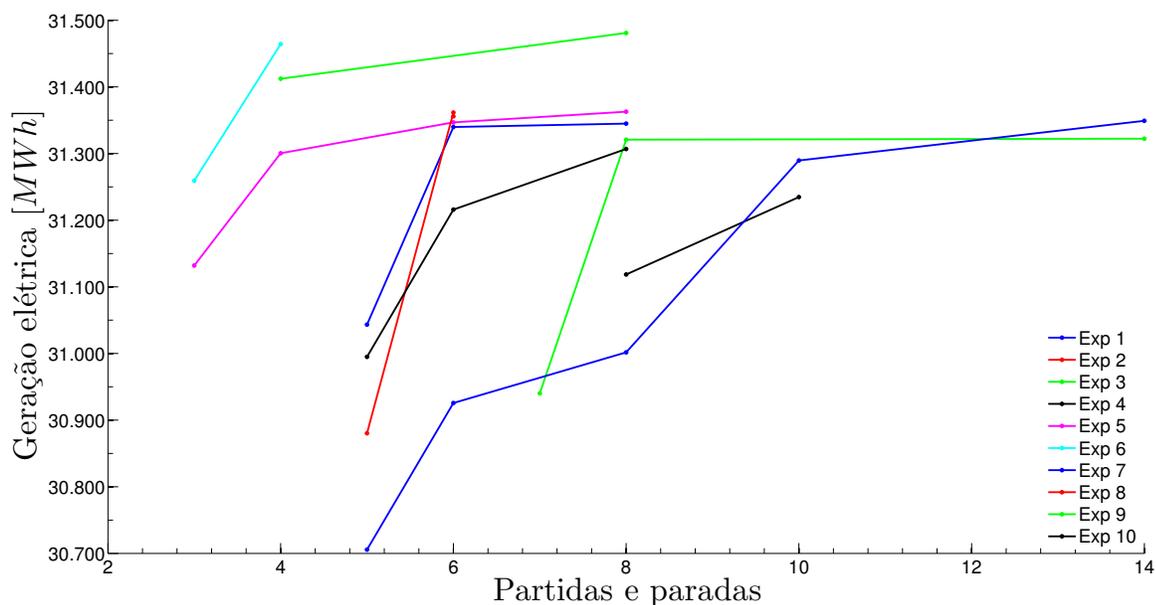


Figura 6.15: Fronteira de Pareto (Geração elétrica \times PP) – Caso reduzido: 10 experimentos

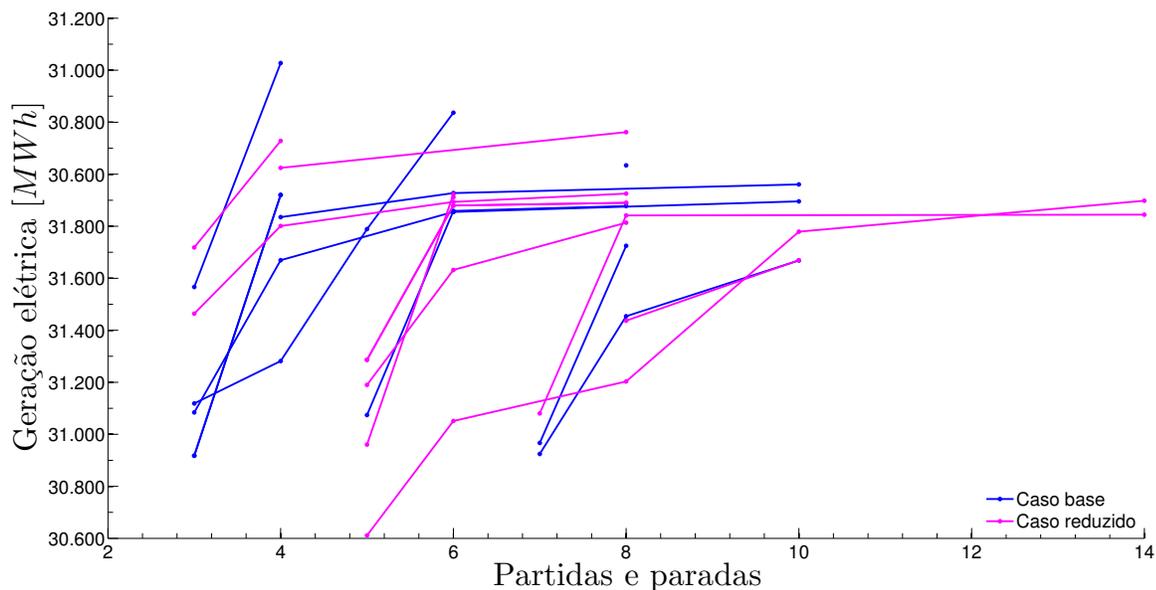


Figura 6.16: Fronteira de Pareto (Geração elétrica \times PP) – Caso base \times Caso reduzido

No estudo de caso base foram executadas 50 iterações para o AG enquanto no estudo de caso reduzido foram executadas 30 iterações. Apesar da diferença do número de iterações ambos estudos de caso apresentaram resultados similares. O maior número de iterações do AG, em alguns casos, sugere melhores resultados em termos de geração elétrica com um

menor número de partidas e paradas.

Os diversos resultados obtidos por cada estudo de caso se justificam pelo dinamismo das meta-heurísticas empregadas. O AG tem a característica de explorar o espaço de busca, enquanto a OCF explora o espaço de busca criado pelo AG.

Determinar a melhor combinação de parâmetros do AG e OCF para obter soluções de boa qualidade não é uma tarefa trivial, pois o número de possíveis combinações é grande. Uma determinada combinação de parâmetros pode requerer um grande número de iterações, com tempo computacional elevado, para indicar bons resultados.

Do mesmo modo, pode existir uma combinação de parâmetros que demande menor tempo computacional e obtenha soluções adequadas à proposta do modelo. Determinar esses parâmetros depende da experiência do operador e do tempo que pode ser usado para execução do modelo.

É possível observar, na Figura 6.17, que a eficiência de operação está em torno de 91,5%. Essa faixa de operação está próxima da faixa de operação máxima de eficiência de projeto das UGs que é de 93,5% para a altura de queda de 20 m.

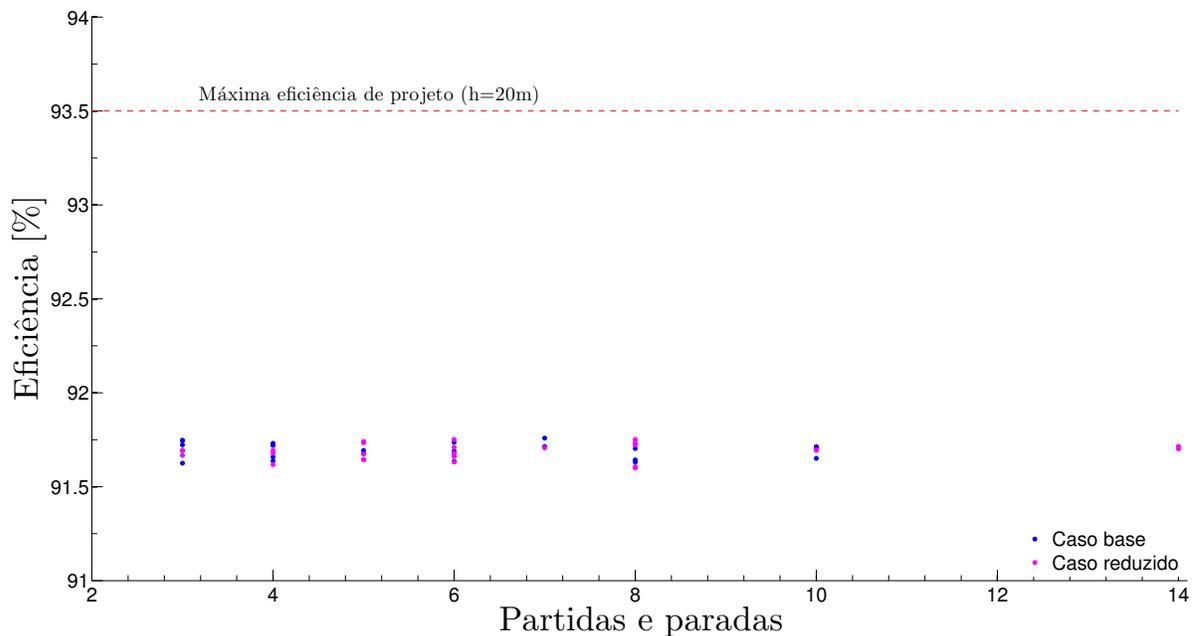


Figura 6.17: Limite de eficiência

6.5 Análise de sensibilidade do VaR

Esta seção apresenta os resultados de dois experimentos cujos valores do intervalo de confiança foram alterados em relação ao estudo de caso base. Estes experimentos foram executados com os parâmetros do AG e da OCF indicados na Seção 6.3. Além das configurações listadas na Tabela 6.7. Os dados de entrada são aqueles descritos na Seção 6.2.

Os resultados apresentados no estudo de caso base e no estudo de caso reduzido consideram um VaR com um nível de confiança de 85 %, para um intervalo de tempo que abrange uma hora operação da UEL. Nesta seção são apresentados os resultados obtidos pelo modelo considerando o VaR com níveis de confiança de 87,5 % e 82,5 %, para o mesmo intervalo de tempo.

A Figura 6.18 apresenta a distribuição de probabilidade da geração eólica considerando um nível de confiança de 87,5 %. A área do gráfico cujos valores são inferiores a $10,58 \overline{MW}$ representam as piores perdas esperadas para um nível de confiança de 87,5 %, ou seja, tem-se 12,5 % de chance da provável geração eólica ser menor que $10,58 \overline{MW}$. Vale lembrar que essas informações são relativas à um horizonte de tempo que considera uma hora de operação da UEL.

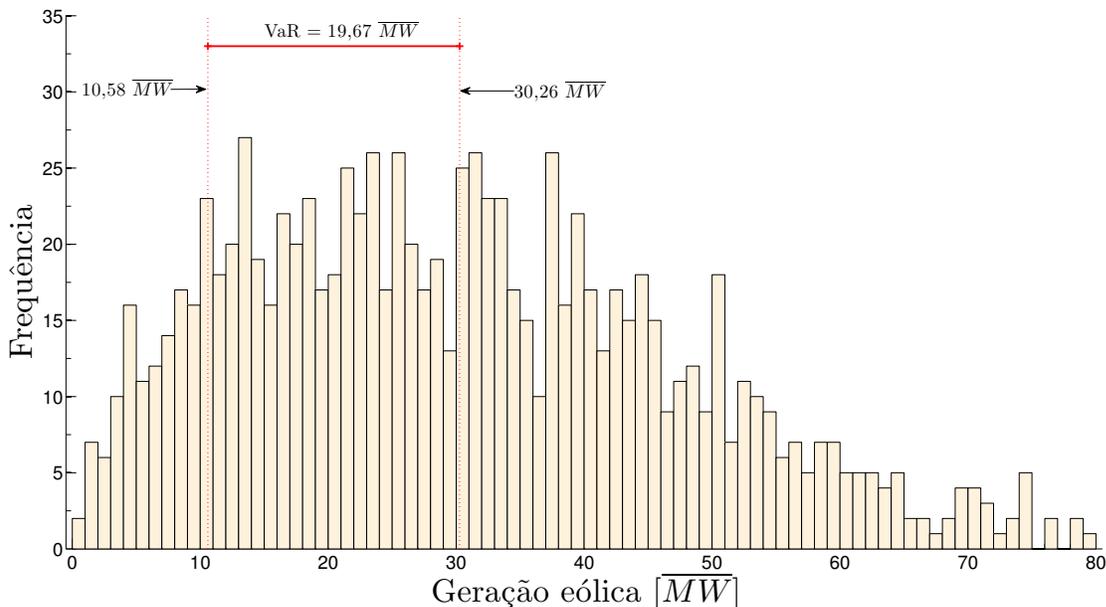


Figura 6.18: Requisito de reserva girante incremental

A diferença entre o pior cenário da geração eólica que pode ocorrer ($10,58 \overline{MW}$) e o valor esperado da geração ($30,26 \overline{MW}$) implica em um VaR de $19,67 \overline{MW}$. Esse é o valor alocado como a reserva girante incremental no barramento de 440 kV da UHE de Jupia, o qual a UHE deverá ser capaz de suprir caso a geração eólica verificada seja inferior aos $30,26 \overline{MW}$.

A Figura 6.19 apresenta os resultados da fronteira de Pareto do experimento que considera o nível de confiança de 87,5%. Na Figura estão indicadas as quatro soluções não dominadas que compõem a fronteira de Pareto, bem como as demais soluções que são dominadas por elas.

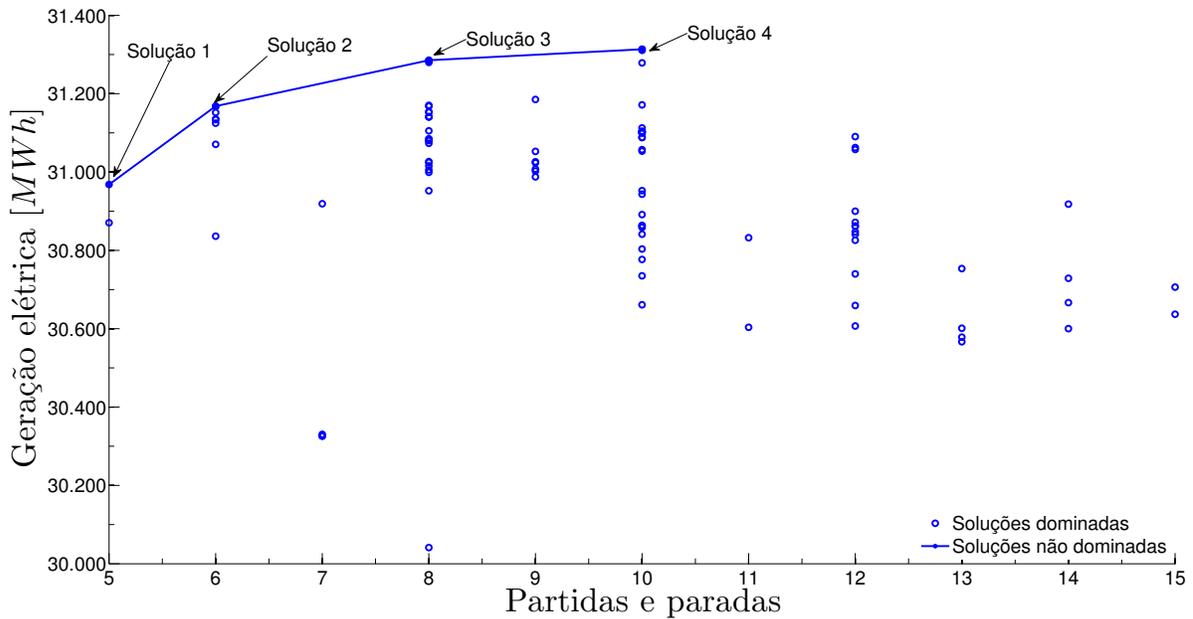


Figura 6.19: Fronteira de Pareto (Geração elétrica \times PP)

As soluções da fronteira de Pareto mostram que em relação ao objetivo de maximizar a geração de energia as soluções 2, 3 e 4 são melhores que a solução 1. Contudo, a solução 1 domina as demais soluções em relação ao objetivo de minimizar o número de partidas e paradas. É necessário que o tomador de decisão pondere os objetivos e escolha a solução que melhor atenda os seus critérios.

A Tabela 6.12 apresenta as informações da geração elétrica em MWh e em \overline{MW} , do número de PP e da eficiência da geração para cada uma das soluções da fronteira de Pareto da Figura 6.19.

Tabela 6.12: Resultados da fronteira de Pareto

	Geração elétrica no dia	Geração elétrica no dia	PP	Eficiência
	[MWh]	[\overline{MW}]	Número	%
Solução 1	30.968,15	1.290,33	5	91,70
Solução 2	31.168,15	1.317,25	6	91,71
Solução 3	31.285,45	1.303,56	8	91,73
Solução 4	31.313,38	1.304,72	10	91,76

A Figura 6.20 apresenta a distribuição de probabilidade da geração eólica considerando um nível de confiança de 82,5%. A área do gráfico cujos valores são inferiores a $14,33 \overline{MW}$ representam as piores perdas esperadas com um nível de confiança de 82,5%, ou seja, tem-se 17,5% de chance que a geração eólica seja menor que $14,33 \overline{MW}$.

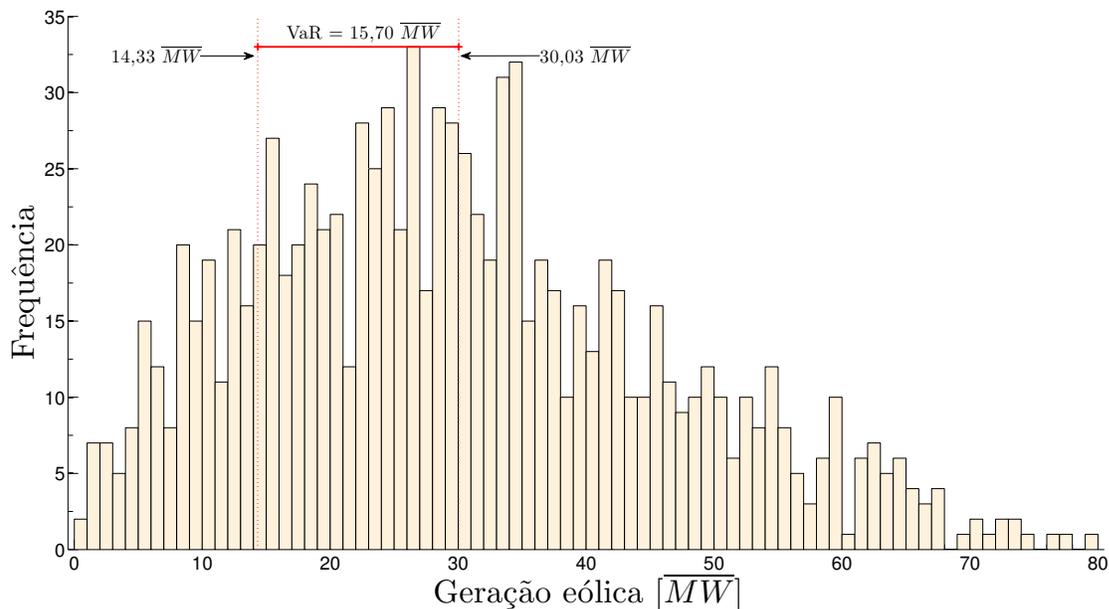


Figura 6.20: Requisito de reserva girante incremental

A diferença entre o pior cenário da geração eólica que pode ocorrer ($14,33 \overline{MW}$) e o valor esperado da geração ($30,03 \overline{MW}$) implica em um VaR de $15,70 \overline{MW}$. Esse é o valor alocado como a reserva girante incremental no barramento de 440 kV da UHE de Jupiá, o qual a usina deverá ser capaz de suprir caso a geração eólica verificada seja inferior aos $30,03 \overline{MW}$.

A Figura 6.21 apresenta os resultados da fronteira de Pareto do experimento que considera o nível de confiança 82,5%. Na Figura estão indicadas as três soluções que compõem a fronteira de Pareto.

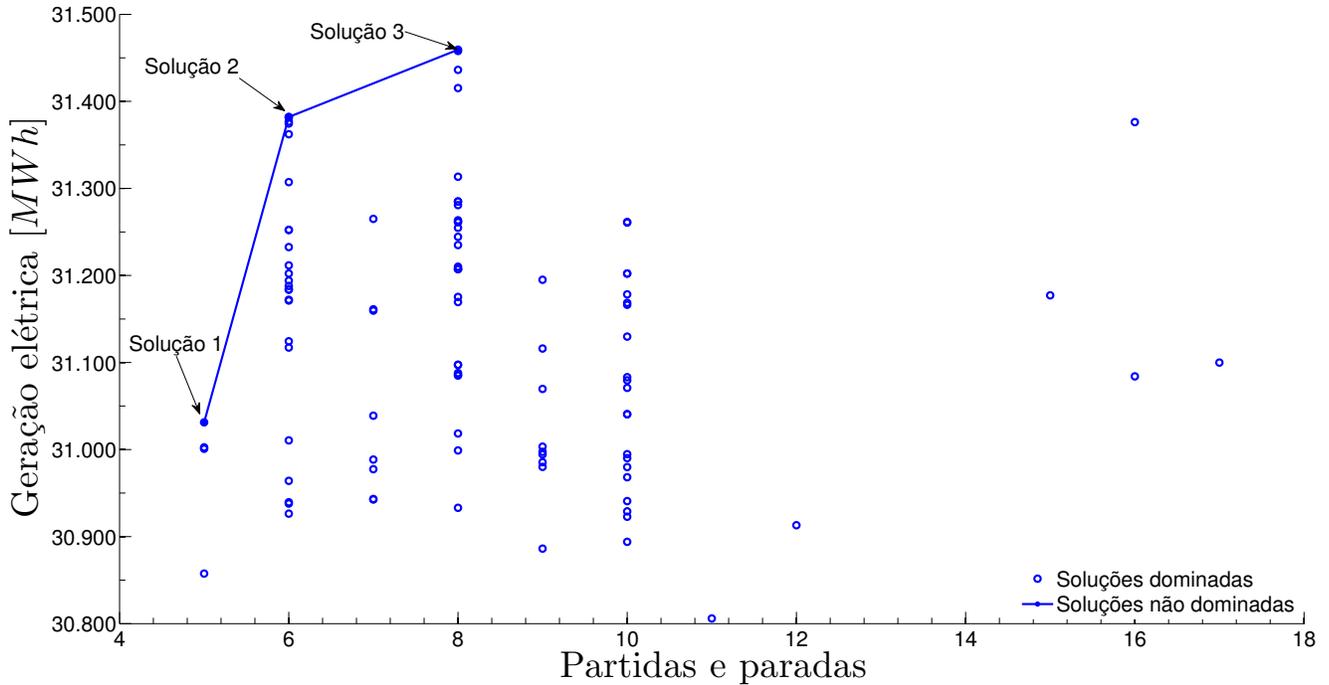


Figura 6.21: Fronteira de Pareto (Geração elétrica \times PP)

As soluções da fronteira de Pareto mostram que em relação ao objetivo de maximizar a geração de energia as soluções 2 e 3 são melhores que a solução 1. Contudo, a solução 1 domina as demais soluções em relação ao objetivo de minimizar o número de partidas e paradas. É necessário que o tomador de decisão pondere os objetivos e escolha a solução que melhor atenda os seus critérios.

A Tabela 6.13 apresenta as informações da geração elétrica em MWh e em \overline{MW} , do número de PP e da eficiência da geração para cada uma das soluções da fronteira de Pareto da Figura 6.21.

Tabela 6.13: Resultados da fronteira de Pareto

	Geração elétrica no dia	Geração elétrica no dia	PP	Eficiência
	[MWh]	[\overline{MW}]	Número	%
Solução 1	31.031,27	1.292,96	5	91,74
Solução 2	31.382,03	1.307,58	6	91,68
Solução 3	31.459,30	1.310,80	8	91,69

6.6 Desempenho computacional

Todo o sistema proposto foi desenvolvido na linguagem conhecida como *código-M* e o sistema é executado através da plataforma de desenvolvimento Matlab[®] 2010b. Os experimentos foram testados em um computador com sistema operacional Windows[®] 7 (64-bits), com processador Intel[®] i7 de 3,4 GHz (4 núcleos e 8 threads³) e 4 GB de memória RAM.

Os resultados de cada experimento do estudo de caso base foram obtidos, em média, em 69 min. Já os resultados de cada experimento do estudo de caso reduzido foram obtidos, em média, em 48 min.

A Figura 6.22 apresenta o *boxplot* da evolução da população criada pelo AG ao longo de 50 iterações. A figura se refere a população da hora 10 para a solução 1 do experimento 7 do caso base. Observa-se que a geração elétrica está entre 1.380,0 MWh e 1.500,0 MWh.

No *boxplot* é possível observar a diversidade dos indivíduos da população. Na primeira iteração, tem-se a grande parte dos indivíduos com geração variando entre 1.390,0 MWh e 1.432,0 MWh. Com o processo de evolução do AG, através da seleção e dos operadores genéticos de mutação e cruzamento essa população de indivíduos evolui ao longo das iterações. Assim, na última iteração tem-se 50% dos indivíduos com a geração variando entre 1.418,0 MWh e 1.500,0 MWh.

³Também conhecidos como núcleos virtuais

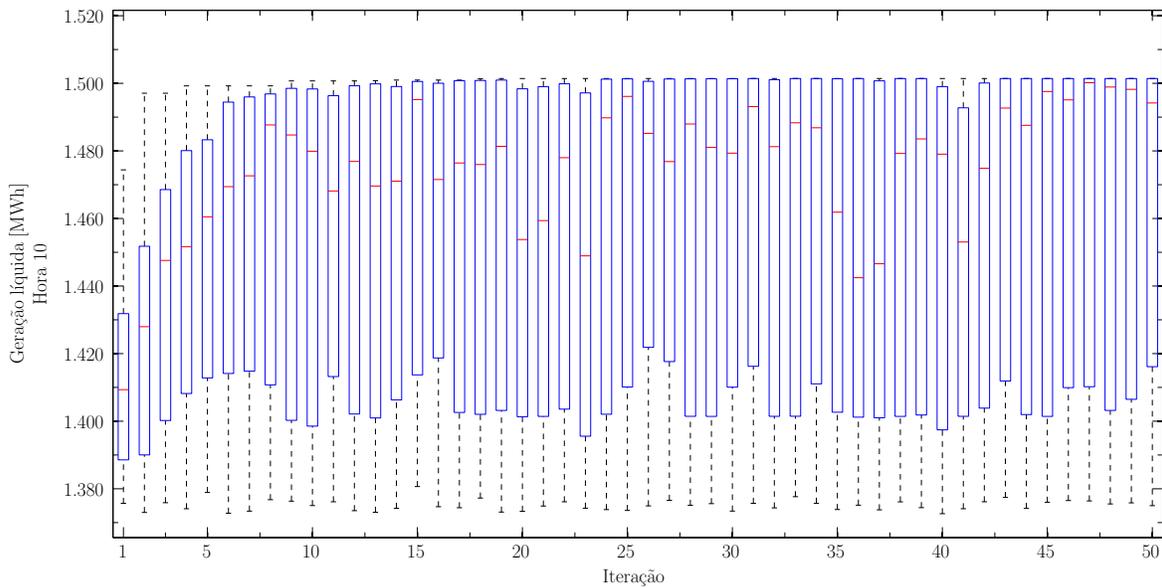


Figura 6.22: Boxplot – População criada pelo AG na hora 10

Na etapa 2, a OCF tem por objetivo identificar caminhos que indiquem o menor número de PP para o despacho dinâmico (diário) da UHE. Esse processo de busca é observado no *boxplot* Figura 6.23. O *boxplot* se refere à solução 1, do experimento 7, do caso base.

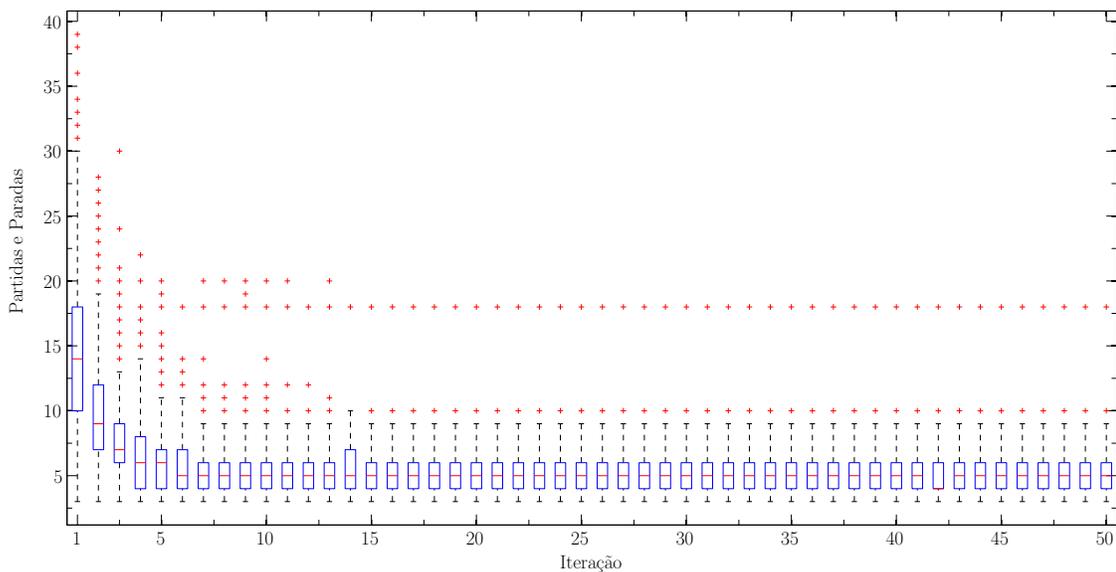


Figura 6.23: Boxplot – Partidas e paradas da OCF

Observa-se na Figura 6.23 que, ao longo das 50 iterações, o número de soluções com um elevado número de partidas e paradas ocorre com menor frequência. Na primeira iteração

o número de PP varia entre 3 PP e 39 PP. A solução com 39 PP representa a pior resultado encontrado pelo algoritmo. Já na última iteração o número de PP varia entre 3 PP e 18 PP.

Nesse caso, as soluções com menor número de PP decorrem do mecanismo de busca do algoritmo de OCF que usa a regra de transição de estado, as atualizações locais e globais para explorar o espaço de busca criado pelo AG na etapa 1. Com isso, as soluções com menor número de PP tendem a sobressair em relação às aquelas com maior número de mudanças de estado.

Capítulo 7

Conclusões e recomendações

Esta tese apresenta um modelo para programação diária da operação (PDO), com discretização horária, de um sistema composto por uma usina hidrelétrica (UHE) e uma usina eólica (UEL). O modelo considera uma UHE a fio d'água inclusa numa cascata, cujo o despacho é determinado pelo ONS. A UEL é uma usina projetada, que não está em operação.

Com o propósito de não comprometer a operação das demais usinas da cascata, a UHE considerada no modelo deve cumprir rigorosamente a sua meta de defluência, sendo esta uma restrição rígida do modelo. O suprimento da demanda exprime uma meta que deve ser atendida pelo modelo. Com a operação otimizada da UHE, é possível que a usina gere energia excedente com a mesma vazão afluyente.

Busca-se maximizar a eficiência de geração da UHE e minimizar o número de partidas e paradas, fazendo uso ótimo do recurso energético disponível. Neste caso, ao gerar mais energia, o agente proprietário da UHE pode ser renumerado pelo preço da energia do mercado de curto prazo, representado pelo PLD.

O risco de contratação da UEL é mitigado quando aloca-se a reserva girante incremental na UHE, considerando a curva de distribuição de probabilidade da geração da UEL. A métrica de risco conhecida como VaR (*Value at Risk*) é usada para determinar a reserva girante incremental, que decorre do fato da geração eólica ser intrinsecamente intermitente, dependente de uma fonte primária não controlável, o vento. Portanto, não há garantia de que a geração programada para a UEL seja realmente efetivada.

Em relação a UEL, considerar uma curva de distribuição de probabilidade da geração

tornou-se vantajoso, pois é possível estimar o comportamento da geração eólica, num cenário futuro, o que torna a análise mais realista, capturando cenários de baixa geração de energia, aos quais o empreendedor (gerador) está exposto. Dessa forma, mitigam-se os riscos associados à operação das UELs.

A metodologia é formulada como um problema de otimização multiobjetivo, não linear e inteiro misto. Trata-se de um problema complexo no campo da otimização matemática, cujo espaço de busca caracteriza-se pela não convexidade. Assim, as meta-heurísticas tornam-se atraentes para este tipo de aplicação, por se tratarem de um método de otimização global. Dessa forma, o problema da PDO é solucionado por um modelo híbrido que combina duas meta-heurísticas populacionais: o AG e a OCF.

O problema é solucionado em duas etapas. A primeira resolve 24 problemas estáticos, que representam o despacho horário da UHE, separadamente. Essa etapa emprega o AG para otimizar a operação da usina, em termos de geração de energia elétrica. A segunda etapa considera o problema dinâmico, ou seja, o despacho diário da UHE. A natureza do problema dinâmico, que corresponde à obtenção de caminhos mínimos eficientes, em termos de partidas e paradas, sugeriu o uso da técnica de OCF.

O modelo contemplou o caso de uma UHE conectada a mais de um barramento do sistema de transmissão. Detalha-se o sistema de geração hidrelétrico na representação individualizada de suas UGs. O modelo de despacho considerou as zonas operacionais individualizadas das UGs da UHE. Apesar de os estudos de caso contemplarem resultados com as curvas de eficiência iguais, o modelo também está apto a operar com curvas individualizadas. Em relação à UEL projetada, o modelo considerou curvas de distribuição de probabilidade da geração eólica, para estimar a reserva girante incremental alocada na UHE.

A aplicação da metodologia no sistema proposto mostrou-se adequada em termos de custos computacionais, resolvendo um problema de grande porte, com tempo de processamento aceitável. Em relação à qualidade das soluções obtidas, estas se mostraram adequadas à operação da UHE e da UEL. Os objetivos e as restrições do problema foram satisfeitos.

Os ganhos na geração justificam-se pelo fato de o modelo buscar soluções, nas quais as UGs operam de forma a maximizar o uso do recurso energético. Para o estudo de caso base, considerando as soluções não-dominadas, o aumento médio da geração elétrica em relação à demanda programada foi de 2.800 MWh, durante um dia de operação. Os resultados indicam a operação da UHE com um número reduzido de partidas e paradas. Para o estudo de caso

base, ocorrem três e quatro partidas e paradas.

Uma característica a ser destacada é que o uso de duas meta-heurísticas populacionais se mostrou eficiente para tratar da problemática abordada. As soluções sub-ótimas atendem todas as restrições do modelo (demanda, meta de defluência, limites operacionais das UGs e restrição de reserva girante), além de apresentar bons resultados em termos da eficiência da operação da UHE. Para uma altura de queda de 20 m, os resultados indicam eficiências em torno de 91,6%, valores próximos a eficiência máxima do projeto, que é 93,5%.

Por se tratar de um problema multiobjetivo, as soluções (sub-ótimas) não-dominadas são apresentadas numa curva de *trade-offs*, conhecida como fronteira de Pareto. Essa curva permite que o operador da UHE, em função das suas prioridades, pondere a sua escolha entre os objetivos de maximizar a geração de energia e minimizar o número de partidas e paradas.

Uma grande vantagem da metodologia proposta deve-se ao fato de o modelo operar tanto com curvas iguais quanto com curvas individualizadas de eficiência. O uso de curvas individualizadas torna o problema de despacho desafiador, do ponto de vista computacional, uma vez que o número de possíveis combinações entre as UGs cresce, exponencialmente.

É importante salientar que uma das dificuldades encontradas diz respeito ao ajuste dos parâmetros do AG e da OCF. Tanto os operadores do AG quanto da OCF são parametrizáveis, e ainda existe uma gama de combinações que podem ser avaliadas. Logo, determinar o melhor ajuste desses parâmetros é uma tarefa onerosa, porém importante para o bom desempenho do modelo.

7.1 Sugestão para trabalhos futuros

Como trabalhos futuros, sugere-se aprofundar as questões que se referem a:

- Avaliar o efeito da vazão na saída do canal de fuga, no que se refere ao seu efeito individual e cruzado. O primeiro efeito é observado quando a carga da UG aumenta, como consequência ocorre um aumento na vazão turbinada pela UG, elevando a cota do canal de fuga, que por sua vez, reduz a eficiência da geração, pois a altura de queda é alterada. O efeito cruzado é consequência da operação de duas UGs em paralelo, com altura de quedas distintas. Esse fato, sugere a seleção de polinômios de eficiência individualizados para cada UG.

- Ajustar as curvas de eficiência das UGs, pois a UHE opera há mais de 40 anos e é possível que a curva de rendimento das UGs não seja mais aquela extrapolada do modelo reduzido. Almeja-se, que com as novas medições, obtenham-se resultados que se aproximem da operação real da usina.
- Implementar o processamento paralelizado no despacho estático. Desse modo, espera-se que o tempo de execução do problema seja reduzido. Ao invés do modelo ser executado de forma sequencial, ele será executado em unidades de processamento separadas, reduzindo, dessa forma, o tempo de execução.
- Refinar o ajuste das curvas de distribuição de probabilidade do vento, que implica em ajustar as curvas de distribuição de probabilidade da geração eólica. Dessa forma, espera-se melhor alocar a reserva girante.
- Fazer um ajuste fino dos parâmetros do AG e da OCF, com o objetivo de potencializar a qualidade das soluções obtidas.
- Explorar outras meta-heurísticas, a exemplo do *beam search*, com o objetivo de comparar os resultados apresentados nesta tese.

Bibliografia

AMA. *Acompanhamento das Medições Anemométricas*. 2015. Disponível em: <<https://sistemas.epe.gov.br/AMADV/>>.

AMARAL, B. M. do. *Modelos VARX para a geração de cenários de vento e vazão aplicados à comercialização de energia*. Dissertação (Mestrado) — Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 2011.

AMARANTE, O. A. C. do; SILVA, F. J. L. da; ANDRADE, P. E. P. de. *Atlas eólico Minas Gerais*. [S.l.], 2010.

AMORIM, E. d.; MANTOVANI, J. R. S. Análise das técnicas de solução clássicas e meta-heurísticas para o problema de fluxo de potência ótimo. In: *XXXVIII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*. [S.l.: s.n.], 2006. p. 490–500.

ANEEL. *Atlas de energia elétrica do Brasil*. 2ª. ed. [S.l.], 2005. Edição Impressa - Agência Nacional de Energia Elétrica.

ANEEL. *Atlas de energia elétrica do Brasil*. 3ª. ed. [S.l.], 2008. Edição Impressa - Agência Nacional de Energia Elétrica.

ANEEL. *Expansão da oferta de energia elétrica - Acompanhamento das centrais geradoras eólicas - Superintendência de Fiscalização dos Serviços de Geração*. [S.l.], 2015.

ANSARI, M. R.; AMJADY, N.; VATANI, B. Stochastic security-constrained hydrothermal unit commitment considering uncertainty of load forecast, inflows to reservoirs and unavailability of units by a new hybrid decomposition strategy. *IET Generation, Transmission & Distribution*, v. 8, p. 1900–1915, 2014.

- ANTUNES, F. *Algoritmo de Sistema de Formigas aplicado ao planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos de potência*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do ABC, 2011.
- ARCE, A. S.; OHISHI, T.; SOARES, S. Optimal dispatch of generating units of the Itaipu hydroelectric plant. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 17, n. 1, p. 154–158, Feb 2002.
- ASANO, P. T. L.; ALENCAR, T. R.; CARNEIRO, A. A. F. M.; CARVALHO, A. C. P. L. F.; MASSAGO, S. Ferramenta computacional baseada em algoritmos genéticos aplicada ao planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos. In: _____. [S.l.]: Omnipax, 2011. cap. 2, p. 19–54. Computação Evolucionária em problemas de engenharia.
- BÄCK, T.; FOGEL, D. B.; MICHALEWICZ, Z. (Ed.). *Evolutionary Computation 1: Basic algorithms and operators*. [S.l.]: Taylor & Francis Group, 2000.
- BAKER, J. E. Adaptive selection methods for genetic algorithms. In: ERLBAUM (Ed.). *Proceedings of the First International Conference on Genetic Algorithms and Their Applications*. [S.l.: s.n.], 1985.
- BAKKEN, B. H.; BJORKVOLL, T. Hydropower unit start-up costs. In: *Power Engineering Society Summer Meeting*. [S.l.: s.n.], 2002. v. 3, p. 1522–1527.
- BASTOS, G. S. *Otimização da operação de centrais hidrelétricas pela distribuição inteligente de carga entre máquinas*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Itajubá, 2004.
- BEHESHTI, Z.; SHAMSUDDIN, S. M. H. A review of population-based meta-heuristic algorithm. *Int. J. Advance Soft Comput. Appl.*, v. 5, 2013. Disponível em: <www.i-csrs.org>.
- BEN. *Balanco Energético Nacional BEN 2015: Ano base 2014*. Brasília, 2015.
- BIG. *Banco de Informações da Geração - Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL)*. 2014. Acesso em: agosto de 2014. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/aplicacoes/capacidadebrasil/operacaocapacidadebrasil.asp>>.
- BIG. *Banco de Informações da Geração - Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL)*. 2015. Acesso em: julho de 2015. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/aplicacoes/capacidadebrasil/capacidadebrasil.cfm>>.
- BLUM, C.; DORIGO, M. The hyper-cube framework for ant colony optimization. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics - Part B*, 2004.

- BLUM, C.; ROLI, A.; DORIGO, M. HC-ACO: The hyper-cube framework for ant colony optimization. In: *MIC'2001 Metaheuristics Internacional Conference*. [S.l.: s.n.], 2001. v. 2, p. 339–403.
- BONELLI, A. F. *Modelagem e simulação de unidade eólica para estudos de indicadores de qualidade de energia elétrica*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Uberlândia, 2010.
- BORGHETTI, A.; D'AMBROSIO, C.; LODI, A.; MARTELLO, S. An MILP approach for short-term hydro scheduling and unit commitment with head-dependent reservoir. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 23, n. 3, p. 1115–1124, Aug 2008.
- BULLNHEIMER, B.; HARTL, R. F.; STRAUSS, C. *A new rank based version of the Ant System: A computational study*. [S.l.], 1997.
- BULLNHEIMER, B.; HARTL, R. F.; STRAUSS, C. A new rank-based version of the Ant System: A computational study. *Central European Journal of Operations Research and Economics*, v. 7(1), p. 25–28, 1999.
- CALAINHO, J. A. L.; HORTA, C. A.; GONÇALVES, C.; LOMÔNACO, F. G. Cavitação em turbinas hidráulicas do tipo Francis e Kaplan no Brasil. In: *XV SNPTEE - Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica*. Foz do Iguaçu, Brasil: [s.n.], 1999.
- CARVALHO, B. C. *Desenvolvimento de um modelo computacional de sistemas eólicos utilizando geradores síncronos para estudos de desempenho no contexto da qualidade da energia elétrica*. Tese (Doutorado) — Universidade Federal de Uberlândia, Faculdade de Engenharia Elétrica, 2006.
- CASTRO, N. de; LEITE, A. L. *A volatilidade do PLD e a dinâmica de equilíbrio do setor elétrico brasileiro*. [S.l.], 2008.
- CAVALCANTI, J. A.; MELO, P. A.; PINTO, M. S. L.; NETO, P. B. C. Planejamento de redes elétricas com alto grau de penetração eólica. In: *IX SEPOPE Symposium of Specialists in Electric Operational and Expansion Planning*. Rio de Janeiro - Brasil: [s.n.], 2004.
- CCEE. *Visão geral das operações na CCEE*. [S.l.], 2011.
- CCEE. *Regras de comercialização: Mecanismo de Realocação de Energia - Versão 2013.1.0*. [S.l.], 2013.

CCEE. *Câmara de Comercialização de Energia Elétrica*. 2014. Acesso em: agosto de 2014. Disponível em: <www.ccee.org.br>.

CCEE. *Regras de comercialização: Contratos - Versão: 2014.2.0*. 2014. Acesso em: agosto de 2014. Disponível em: <www.ccee.org.br>.

CCEE. *Regras de comercialização: Preço da Liquidação das Diferenças - Versão:2014.1.0*. 2014. Acesso em: agosto de 2014. Disponível em: <www.ccee.org.br>.

CCEE. *Boletim das Usinas Eólicas*. [S.l.], 2015.

CCEE. *Câmara de Comercialização de Energia Elétrica*. 2015. Acesso em: setembro de 2015. Disponível em: <www.ccee.org.br>.

CCEE. *Câmara de Comercialização de Energia Elétrica: Resultado consolidado dos leilões*. 2015. Disponível em: <www.ccee.org.br>.

CEPEL. *Manual de referência do modelo NEWAVE*. Revisão 1. [S.l.], 2012.

CEPEL. *Modelo DECOMP - Determinação da coordenação da operação a curto prazo*. Versão 16.6.26. [S.l.], 2012.

CEPEL. *Modelo DESSEM-PAT - Ferramenta de apoio para a otimização da programação diária da operação de sistemas hidrotérmicos em patamares cronológicos e com representação detalhada da rede elétrica*. Versão 8.0. [S.l.], 2012.

CESP. *Aviso de operação CCP-02: Restrições operativas da Usina Jupuíá*. 2012. Companhia Energética de São Paulo (CESP).

CESP. *Usinas e Eclusas - Companhia Energética de São Paulo (CESP)*. 2015. Web-site. Acesso em: junho de 2015. Disponível em: <www.cesp.cm.br>.

CHANG, G. W.; AGANAGIC, M.; WAIGHT, J. G.; MEDINA, J.; BURTON, T.; REEVES, S.; CHRISTOFORIDIS, M. Experiences with mixed integer linear programming based approaches on short-term hydro scheduling. *IEEE-TPS*, v. 16, n. 4, p. 743–749, November 2001.

COELHO, L. d.; SIERAKOWSKI, C. A.; MARIANI, V. C. Algoritmo inspirado em colônia de formigas e método de busca local aplicado à otimização de despacho econômico de energia elétrica: fundamentos e um estudo de caso. In: *Congresso Brasileiro de Automática 2008*. [S.l.: s.n.], 2008.

- COELHO, L. dos S.; MARIANI, V. C. Otimização de despacho econômico com ponto de válvula usando estratégia evolutiva e método de quase-newton. *Learning and Nonlinear Models - Revista Brasileira de Redes Neurais (SBRN)*, v. 4, p. 1–12, 2006.
- COELLO, C. A. C.; LAMONT, G. B.; VELDHUIZER, D. A. V. *Evolutionary algorithm for solving multi-objective problems*. Second. [S.l.]: Springer, 2007.
- COLNAGO, G. R. *Modelo de despacho ótimo com tratamento individual de unidades geradoras em usinas hidrelétricas*. Dissertação (Mestrado) — Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Estadual de Campinas, 2007.
- COLNAGO, G. R. *Contribuição para a otimização de turbinas em usinas hidrelétricas: especificação e operação*. Tese (Doutorado) — Universidade Estadual de Campinas, 2011.
- COLUMBUS, C. C.; CHANDRASEKARAN, K.; SIMON, S. P. Nodal ant colony optimization for solving profit based unit commitment problem for GENCOs. *Applied Soft Computing*, v. 12, p. 145–160, 2012.
- CONEJO, A. J.; ARROYO, J. M.; CONTRERAS, J.; VILLAMOR, F. A. Self-scheduling of a hydro producer in a poll-based electricity market. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 17, n. 4, p. 1265–1272, Nov 2002.
- COSTA, A. L. *Alocação ótima conjunta de energia e reservas operativas baseada em fluxo de potência ótimo dinâmico*. Tese (Doutorado) — Universidade Federal de Santa Catarina,, 2004.
- CUNHA, F. M. da. *Otimização do escalonamento em sistemas com elevada produção eólica*. Dissertação (Mestrado) — Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, 2011.
- DAHER, M. *O planejamento e a programação da operação do SIN pelo Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS)*. 2008. Seminário internacional: Reestruturação e regulação do setor de energia elétrica e gás natural.
- DEB, K. Search methodologies: Introductory tutorials in optimization and decision support techniques. In: _____. [S.l.]: Springer, 2005. cap. Multi-Objective Optimisation, p. 273–316.
- DEUS, F. L. D. de. *Geração de cenários de energia natural afluyente através da adoção de metodologia do hiper-cubo latino*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do Rio de Janeiro, Programa de Planejamento Energético, 2010.

- DORIGO, M. *Optimization, learning and natural algorithms*. Tese (Doutorado) — Dipartimento di Elettronica - Politecnico di Milano - Milan, 1992.
- DORIGO, M.; GAMBARDELLA, L. M. A study of some properties of Ant-Q. In: VOIGT, H.; EBELING, W.; RECHENBERG, I.; SCHWEFWL, H. (Ed.). *PPSN-IV Fourth International Conference on Parallel Problem Solving from Nature*. [S.l.]: Berlin, Springer-Verlag, 1996. v. 1141 of Lecture Notes in Computer Science, p. 656–665.
- DORIGO, M.; GAMBARDELLA, L. M. Ant colonies for the traveling salesman problem. *BioSystems*, v. 43 (2), p. 73–81, 1997.
- DORIGO, M.; GAMBARDELLA, L. M. Ant Colony System: A cooperative learning approach to the traveling salesman problem. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, v. 1 (1), p. 53–66, 1997.
- DORIGO, M.; GAMBARDELLA, L. M. Ant Colony System: A cooperative learning approach to the traveling salesman problem. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, p. 53–66, 1997.
- DORIGO, M.; MANIEZZO, V.; COLORNI, A. *The Ant System: An autocatalytic optimization process*. [S.l.], 1991.
- DORIGO, M.; MANIEZZO, V.; COLORNI, A. *Positive feedback as a search strategy*. [S.l.], 1991.
- DORIGO, M.; MANIEZZO, V.; COLORNI, A. Ant System: Optimization by colony of cooperating agents. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics - Part B*, v. 26 (1), p. 29–41, 1996.
- DORIGO, M.; SOCHA, K. Handbook of approximation algorithms and metaheuristics. In: _____. [S.l.]: Chapman and Hall/CRC, 2007. cap. Ant Colony Optimization, p. 26–1 – 26–14.
- DORIGO, M.; STÜZLE, T. *Ant Colony Optimization*. [S.l.]: Bradford Book, 2004.
- DUARTE, E. A. C.; BITTENCOURT, R. G. *Projeto de componentes para turbinas de reação: enfoque a turbinas de baixa queda*. 2003. Seminários Internos do Centro de Pesquisas Hidráulicas II. Disponível em: <http://www.cph.eng.ufmg.br/docscph/matevento43.pdf>. Acesso em: março de 2007.

- DUTRA, W. D.; ABREU, P. E.; FLÁVIO, S. A.; CHAVES, P. C.; RESENDE, L. C. de; MANSO, L. A. da F. Otimização externa generalizada aplicada ao problema de despacho ótimo de potência. In: *Nono Simpósio de Mecânica Computacional*. [S.l.: s.n.], 2010.
- ELETROBRÁS. *Memória da Eletricidade - Centro da Memória da Eletricidade no Brasil*. 2015. Acesso em: maio de 2015. Disponível em: <<http://memoriadaeletricidade.com.br/>>.
- ENCINA, A. S. A. *Um modelo de otimização do despacho de máquinas em usinas hidrelétricas*. Dissertação (Mestrado) — Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, 1999.
- ENCINA, A. S. A. *Despacho ótimo de unidades geradoras em sistemas hidrelétricos via heurística baseada em Relaxação Lagrangeana e Programação Dinâmica*. Tese (Doutorado) — Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, 2006.
- ENCINA, A. S. A.; CICOGNA, M. A.; SOARES, S.; OHISHI, T. Despacho ótimo de unidades geradoras em usinas hidrelétricas. In: *IX Simpósio de Especialistas em Planejamento da Operação e Expansão Elétrica*. Rio de Janeiro: [s.n.], 2004.
- ENCINA, A. S. A.; SANTOS, E. F. dos; CICOGNA, M. A.; SOARES, S. F.; OHISHI, T. Um critério de desempenho para o despacho ótimo de unidades geradoras. In: *III Simpósio de especialistas em operação de centrais hidrelétricas - Foz do Iguaçu*. [S.l.: s.n.], 2002.
- ENERCON. *Wind energy converters - Product overview*. 2010.
- EPE. *Repotenciação e modernização de usinas hidrelétricas*. [S.l.], 2008.
- FARIA, A. M.; CORREIA, P. de B.; SALMAZO, C. T. Alocação de geração e reserva girante em usinas hidrelétricas considerando as faixas operativas das unidades. In: *XXV Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*. Campinas: [s.n.], 1993.
- FERNANDES, J. P. T. *Despacho de usinas hidrelétricas: implementação com Algoritmos Genéticos*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Estadual de Campinas, 2011.
- FERNANDES, J. P. T. *Abordagem lexicográfica na otimização da operação de usinas hidrelétricas*. Tese (Doutorado) — Universidade Estadual de Campinas, 2015.

- FERREIRA, A. A. B. *Metodologia de previsão do potencial eólico de curto prazo para planejamento da operação de sistemas elétricos*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do Pampa, 2012.
- FERREIRA, A. A. de A. *Sistema de produção de energia eólica*. Dissertação (Mestrado) — Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, 2011.
- FINARDI, E. C. *Alocação de unidades geradoras hidrelétricas utilizando relaxação lagrangeana e programação quadrática sequencial*. [S.l.], 2004.
- FINARDI, E. C.; SILVA, E. L. D. Unit commitment of single hydroelectric plant. *Electric Power Systems Research*, v. 75, p. 116 – 123, 2005.
- FOGEL, D. *Evolutionary Computation: Toward a new philosophy of machine intelligence*. Piscataway, NJ: [s.n.], 1995.
- FOX, R. W.; MCDONALD, A. T. *Introduction do fluid mechanics*. 4. ed. [S.l.]: John Wiley & Sons, Inc., 1998.
- FREITAS, F. F. T. de; VIEIRA, G. E. Tendências de aplicações da otimização por colônia de formigas na programação de job-shops. *Revista Produção On-line*, X, p. 95–123, 2010.
- GAMBARDELLA, L. M.; DORIGO, M. Ant-Q: A reinforcement learning approach to the traveling salesman problem. In: RUSSEL, A. Frieditis . S. (Ed.). *Twelfth International Conference on Machine Learning*. [S.l.]: Palo Alto, CA, Morgan Kaufmann, 1995. p. 252–260.
- GARCÍA-GONZÁLEZ, J.; PARRILLA, E.; MATEO, A. Risk-averse profit-based optimal scheduling of a hydro-chain in the day-ahead electricity market. *European Journal of Operational Research*, v. 181, n. 3, p. 1354 – 1369, 2007. ISSN 0377-2217.
- GASTALDO, M. M.; BERGER, P. Bases regulatórias da energia assegurada das usinas hidrelétricas. In: *Direito em energia elétrica*. O setor elétrico, 2009. Disponível em: <http://www.osetoelettrico.com.br/web/documentos/fasciculos/fasc_direito_em_energia_eletrica_cap8_ed43.pdf>.
- GENDREAU, M.; POTVIN, J. Y. (Ed.). *Handbook of Metaheuristics*. [S.l.]: Sprin, 2010.
- GUIMARÃES, A. S. L.; NEVES, F. A. S.; JR., M. A. C.; CAVALCANTI, M. C.; AQUINO, R. R. B. Modeling wind generation systems based on introduction machines. In: *IX*

SEPOPE Symposium of Specialists in Electric Operational and Expansion Planning. Rio de Janeiro - Brasil: [s.n.], 2004.

GURGEL, L.; CODECEIRA, A.; SODRÉ, E.; MELO, A. Coordenação energética da cascata do São Francisco utilizando algoritmos genéticos. In: *XXI SNPTEE - Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica*. [S.l.: s.n.], 2011.

GWEC. *Global wind report - Annual market update*. [S.l.], 2013.

HALLACK, M.; VAZQUEZ, M. *O problema da interação energia eólica, hidráulica e gás natural*. 2013. Blog Infopetro. Acesso em: fevereiro de 2015. Disponível em: <https://infopetro.wordpress.com>.

HEIDEIER, R. B.; JÚNIOR, F. A. de A. P.; SAIDEL, M. A.; UEOCKA, M. Z. Avaliação da volatilidade do preço de curto prazo no Brasil e sua relação com a geração térmica. In: *8º Congresso Latino Americano de Geração de Transmissão de Energia Elétrica (CLAGTEE 2009)*. [S.l.: s.n.], 2009.

HIDALGO, I. G.; CORREIA, P. de B.; ARNOLD, F. J.; ESTRÓCIO, J. P. F.; BARROS, R. S. de; FERNANDES, J. P. T.; YEH, W. W. G. Hybrid model for short-term scheduling of hydropower systems. *Journal of Water Resources Planning and Management*, v. 141, n. 3, p. 040140621 – 040140628, 2015.

HILLIER, F. S.; LIEBERMAN, G. J. *Introdução à Pesquisa Operacional*. [S.l.]: Mc Graw Hill, 2006.

HOLLAND, H. J. *Adaptation in natural and artificial systems*. [S.l.]: The University of Michigan Press, 1975.

HORTA, C. A.; GONÇALVES, C.; CALAINHO, J. A. L.; LOMÔNACO, F. G. Cavitação em turbinas hidráulicas do tipo Francis e Kaplan no Brasil. In: *Congresso Nacional de Engenharia Mecânica CONEM*. [S.l.: s.n.], 2000.

HUANG, S.-J. Enhancement of hydroelectric generation scheduling using ant colony system based optimization approaches. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, v. 16, p. 296–301, 2001.

HYDRO, A. *Company Presentation 2011*. 2011. Apresentação Power Point. Acesso em: outubro de 2012. Disponível em: <http://www.andritz.com/hy-andritz-hydro-2011-en.pdf>.

- HYDROLAB, S. *COSE - Laboratório de Coordenação da Operação de Sistemas Eletroenergéticos*. 2013.
- JORION, P. *Value at Risk: The new benchmark for controlling market risk*. [S.l.]: Chicago: Irwin Professional Publishing, 1997. 332 p.
- KADOWAKI, M. *Modelo de programação da operação de sistemas hidrotérmicos predominantemente hidrelétricos*. Tese (Doutorado) — Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, 2012.
- KADOWAKI, M.; OHISHI, T.; MARTINS, L.; SOARES, S. Short-term hydropower scheduling via an optimization-simulation decomposition approach. In: *PowerTech, 2009 IEEE Bucharest*. [S.l.: s.n.], 2009. p. 1–7.
- LI, C.; HSU, E.; SVOBODA, A. J.; TSENG, C. li; JOHNSON, R. B. Hydro unit commitment in hydro-thermal optimization. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 12, n. 12, p. 764–769, 1997.
- LOPES, H. S.; RODRIGUES, L. C. de A.; STEINER, M. T. A. (Ed.). *Meta-heurísticas em pesquisa operacional*. [S.l.]: Omnipax editora, 2013.
- LORENZONI, L. L.; AHONEN, H. T.; ALVARENGA, A. G. Um algoritmo híbrido baseado em Colônia de Formigas e Recozimento Simulado para problemas de escalonamento com restrição de recursos e múltiplos modos de processamento. In: *XXVI ENEGEP - Fortaleza-CE*. [S.l.: s.n.], 2006.
- LSEE. *Laboratório de Sistemas de Energia Elétrica*. 2015. On-line. Acesso em: abril de 2015. Disponível em: <<http://lsee.sel.eesc.usp.br/index.php/artigos/planejamento-da-operacao-de-sistemas-hidrotermicos/22-uma-visao-geral-sobre-planejamento-da-operacao-de-sistemas-hidrotermicos-de-geracao>>.
- LUCAS, D. C. *Algoritmos genéticos: uma introdução*. 2002. Apostila.
- MANIEZZO, V. Exact and approximate nondeterministic tree-search procedures for the quadratic assignment problem. *INFORMS Journal on Computing*, v. 11 (4), p. 358–369, 1999.
- MARINHO, M. H. d.; AQUINO, R. R. B. de. Oferta de energia através da complementariedade sazonal hidro-eólica. *Revista PCH notícias & SHP News*, v. 40, p. 36–42, 2011.

- MASTERS, G. M. *Renewable and efficient electric power systems*. [S.l.]: John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, 2004.
- MATHEW, S. *Wind energy: Fundamentals, resource analysis and economics*. [S.l.]: Springer, 2006.
- MEIRINHOS, J. L. M. *Escalonamento e pré-despacho incluindo produção eólica*. Dissertação (Mestrado) — Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, 2010.
- MÉLIAN, B.; PÉREZ, J. A. M.; VEGA, J. M. M. Metaheuristics: A global view. *Inteligência Artificial, Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial*, v. 19, p. 7–28, 2003.
- MELO, E. Fonte eólica de energia: aspectos de inserção, tecnologia e competitividade. *Estudos Avançados*, v. 27, n. 77, p. 125–142, 2013.
- MICHALEWICZ, Z. *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*. [S.l.]: Springer, 1996.
- MIGUEL, A. R. F. *Análise do potencial eólico para geração de energia elétrica usando dados em microescala de estações climatológicas no estado de São Paulo*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Estadual de Campinas, 2004.
- MITCHELL, M. *An introduction to genetic algorithms*. [S.l.]: A Bradford Book, 1999.
- MME. *Plano Nacional de Energia 2030 - Geração Hidrelétrica*. [S.l.], 2007. Ministério de Minas e Energia com colaboração da Empresa de Pesquisa Energética.
- MME. *Leilões de energia elétrica*. 2014. Acesso em: agosto de 2014. Disponível em: www.mme.gov.br/programas/leiloes_de_energia/menu/inicio.html.
- MME Ministério de Minas e Energia. *Apresentação: Matriz energética brasileira*. Apresentado por: Abert Cordeiro Geber de Melo. 2007. 62º Congresso anual da Associação Brasileira de Metalurgia e Materiais.
- MONTICELLI, A.; GARCIA, A. *Introdução a sistemas de energia elétrica*. [S.l.]: Editora UNICAMP, 2011.
- MULLER, G. M. *Despacho de máquinas e geração de usina hidroelétrica individualizada utilizando algoritmos genéticos*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ), 2010.

MUNHOZ, F. C. *Modelo de suporte à decisão para contratação eficiente de energia elétrica*. Tese (Doutorado) — Universidade Estadual de Campinas, 2008.

MUSIRIN, I.; ISMAIL, N. H. F.; KALIL, M. R.; IDRIS, M. K.; RAHMAN, T. K. A.; ADZMAN, M. R. Ant colony optimization (ACO) technique in economic power dispatch problems. In: WAI, P.-K. A.; HUANG, X.; AO, S.-I. (Ed.). *Trends in Communication Technologies and Engineering Science*. [S.l.]: Springer Netherlands, 2009. v. 33, cap. 15, p. 191–203.

NASCIMENTO, F. R. do. *Programação diária da operação de sistemas termoelétricos de geração utilizando otimização bio-inspirada em colônia de formigas*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Juiz de Fora, 2011.

NASCIMENTO, M. H. L. *Impacto de centrais eólicas no mercado de energia elétrica*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Itajubá, 2005.

NETO, R. F. T.; FILHO, M. G. Literature review regarding ant colony optimization applied to scheduling problems: Guidelines for implementation and directions for future research. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2012.

NILSSON, O.; SJELVGREN, D. Hydro unit start-up costs and their impact on the short term scheduling strategies of Swedish power producers. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 12, p. 38 – 43, 1997.

OLIVEIRA, A. C. M. de. *Algoritmos Evolutivos híbridos com detecção de regiões promissoras em espaços de busca contínuos e discretos*. Tese (Doutorado) — Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2004.

ONS. *Submódulo 18.2 - Relação dos sistemas e modelos computacionais*. [S.l.], 2009. Acesso em: abril de 2015. Disponível em: <www.ons.org.br>.

ONS. *Avaliação de curto prazo da operação: estudos de segurança operacional - Controle Automático da Geração*. 2013. Acesso em: abril de 2013.

ONS. *Operador Nacional do Sistema Elétrico*. www.ons.org.br: [s.n.], 2014. Acesso em: fevereiro de 2014.

ONS. *Submódulo 5.6 - Consolidação da previsão de carga para a elaboração do programa mensal da operação energética*. [S.l.], 2014. Disponível em: www.ons.org.br.

ONS. *Operador Nacional do Sistema Elétrico*. www.ons.org.br: [s.n.], 2015. Acesso em: março de 2015.

ONS, O. Nacional do Sistema Elétrico. *Boletim mensal de geração eólica - novembro 2014*. [S.l.], 2014.

PENG, C.; SUN, H.; GUO, J.; LI, H. A new algorithm based on non-dominated sorting differential evolution for multi-objective optimal load dispatch. In: *Computer Science and Information Technology*. [S.l.: s.n.], 2009. p. 565 –569.

PÉREZ, M. A. F. *Um método heurístico para o problema de escalonamento multiobjetivo em vários ambientes de máquinas*. Dissertação (Mestrado) — Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 2012.

PINTO, M. de O. *Fundamentos de energia eólica*. [S.l.]: LTC, 2013. ISBN: 978-85-216-2160-7.

PORTO, N. A. *Seleção de projetos do mecanismo de desenvolvimento limpo: Modelo baseado em latisse binomial e teoria do portfólio*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Estadual de Campinas, 2012.

QUEIROZ, F. R. *Avaliação da cavitação em turbinas hidráulicas por emissão acústica*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Minas Gerais, 2012.

RAMOS, T. P. *Modelo individualizado de usinas hidrelétricas baseado em técnicas de programação não linear integrado com modelo de decisão estratégica*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Juiz de Fora, 2011. Departamento de Energia.

REZENDE, L. S. *Planejamento da expansão de sistemas de transmissão através de otimização por colônia de formigas*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Itajubá, 2006.

ROCHA, J. M. das N. *Otimização de despacho econômico integrando previsão de variabilidade de produção hídrica, eólica e solar*. Dissertação (Mestrado) — Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, 2010.

SALES, W. de S. *Planejamento da reserva operativa de sistemas de geração com elevada penetração eólica*. Tese (Doutorado) — Universidade Federal de Itajubá, 2009.

SANCHES, H. da L. M. *Otimização do despacho e reserva girante em sistemas eléctricos híbridos*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Nova de Lisboa, 2012.

- SANTOS, E. F.; OHISHI, T. A hydro unit commitment model using genetic algorithm. In: *Congress on Evolutionary Computation*. [S.l.: s.n.], 2004. v. 2, p. 1368–1374.
- SANTOS, E. F. D. *Um modelo de pré-despacho em usinas hidrelétricas usando algoritmos genéticos*. Dissertação (Mestrado) — Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, 2001.
- SERAPIÃO, A. B. S. de. Fundamentos de otimização por inteligência de enxames: uma visão geral. *Revista Controle & Automação*, v. 20, p. 271 – 304, 2009. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1590/S0103-17592009000300002>.
- SHUJUN, L.; XIANSAN, L.; PING, L. Optimal dispatch algorithm with dynamic constraints based on interior point method. In: *Power and Energy Engineering Conference*. [S.l.: s.n.], 2009. p. 1–5.
- SIAHKALI, H.; VAKILIAN, M. Stochastic unit commitment of wind farms integrated in power system. *Electric Power Systems Research*, v. 80, p. 1006–1017, 2010.
- SILVA, G. P. *Meta-heurísticas populacionais: Baseado no livro "Metaheuristics from design to implementation El-Ghazali Talbi*. 2014.
- SINHA, N.; CHAKRABARTI, R.; CHATTOPADHYAY, P. K. Evolutionary programming techniques for economic load dispatch. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, v. 7, p. 83–94, 2003.
- SOARES, S.; SALMAZO, C. T. Minimum loss predispatch model for hydroelectric power plant systems. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 12, n. 3, p. 1220 – 1228, 1997.
- SOARES, S. F. Planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos. *SBA: Controle de Automação*, v. 1, p. 122–131, 1987.
- SOUSA, T.; JARDINI, J.; LIMA, R. de. Hydroelectric power plant unit efficiencies evaluation and unit commitment. In: *Power Tech*. [S.l.: s.n.], 2007. p. 1368–1373.
- SOUZA, R. C.; OLIVEIRA, F. C.; FERREIRA, P. C.; MARCATO, A. L. M.; DIAS, B. H.; BANDI, R. S.; RAMOS, T. P. *Planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos no Brasil*. [S.l.]: Editora PUC Rio, 2014.
- SOUZA, Z. de; SANTOS, A. H. M.; BORTINI, E. da C. *Centrais hidrelétricas*. [S.l.]: Eletrobrás, 1999.

- STÜTZLE, T. Local search algorithms for combinatorial problems: analysis, improvements and new applications. *DISKI*, v. 220, 1999. Sankt Augustin, Germany, Infix.
- STÜTZLE, T.; HOSS, H. H. *Improving the Ant System: A detailed report on the MAX-MIN Ant System*. [S.l.], 1996.
- STÜTZLE, T.; HOSS, H. H. MAX-MIN Ant System. *Future Generation Comput. Syst.*, v. 16, p. 889 – 914, 2000. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167739X00000431>>.
- SURIVE, G. O. *Wind farm - Technical regulations, potencial estimation and siting assessment*. [S.l.]: InTech, 2011.
- TAKIGAWA, F. Y. K. *Desenvolvimento de um modelo computacional para o problema da programação diária da operação de sistemas hidrotérmicos*. Tese (Doutorado) — Universidade Federal de Santa Catarina, 2010.
- TALBI, E.-G. *Metaheuristics: From design to implementation*. [S.l.]: Wiley, 2009.
- TOLMASQUIM, M. T. *Fontes renováveis de energia no Brasil*. [S.l.]: Editora Interciência, 2003.
- VAISAKH, K.; SRINIVAS, L. R. Unit commitment by evolving ant colony optimization. *International Journal of Swarm Intelligence Research*, v. 3, p. 67–77, 2010.
- VALENTINE, S. V. Understanding the variability of wind power costs. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, v. 15, p. 3632–3639, 2011.
- VICTOIRE, T. A. A.; JEYAKUMAR, A. E. Hybrid PSO-SQP for economic dispatch with valve-point effect. *Electric Power Systems Research*, v. 71, p. 51–59, 2004.
- VILLASANTI, C.; LUCKEN, C. V.; BARÁN, B. Dispatch of hydroelectric generating units using multi-objective evolutionary algorithms. In: *IEEE/PES Transmission & Distribution Conference & Exposition: Latin America*. [S.l.: s.n.], 2004. p. 929–934.
- Von Zuben, F. J. *Computação Evolutiva: Uma abordagem pragmática*. 2011. Acesso em: fevereiro de 2015. Disponível em: <http://www.dca.fee.unicamp.br/~vonzuben/courses/ia707_1s11.html>.
- WAGNER, H.-J.; MATHUR, J. *Introduction to wind energy system: Basics, technology and operation*. [S.l.]: Springer, 2013.

WU, L. H.; WANG, Y. N.; YUAN, X. F.; ZHOU, S. W. Environmental/economic power dispatch problem using multi-objective differential evolution algorithm. In: B.V., E. (Ed.). *Electric Power Systems Research*. [S.l.: s.n.], 2010. v. 80, p. 1171–1181.

YALCINOZ, T.; ALTUN, H. Power economic dispatch using a hybrid genetic algorithm. *IEEE Power Engineering Letters, IEEE Power Engineering Review*, v. 21, n. 3, p. 59–60, 2001.

YANG, X.-S. *Engineering Optimization: An introduction with metaheuristic applications*. [S.l.]: Wiley, 2010.

ZAMBELLI, M. de S. *Planejamento da operação energética do sistema interligado nacional baseado em modelo de controle preditivo*. Tese (Doutorado) — Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, 2009.

ZHOU, M.; WANG, Z. New genetic algorithm for hydropowerplantsunit commitment optimization. In: *Sixth International Conference on Natural Computation (ICNC), 2010*. [S.l.: s.n.], 2010. p. 2395–2399.

Anexo B - Velocidades horárias do vento

A Figura B.1 apresenta as velocidades médias horárias para cada mês do ano de 2012. Essas informações se referem aos padrões de vento do estado do Rio Grande do Norte e estão disponíveis em AMA (2015).

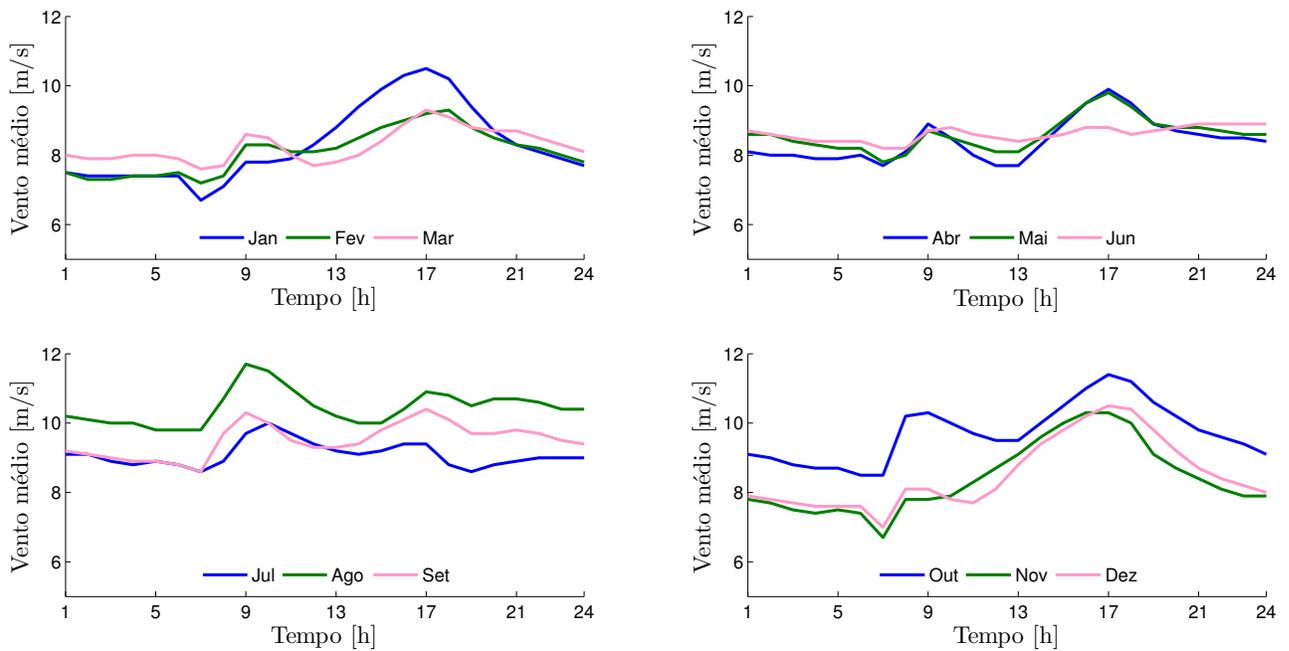


Figura B.1: Velocidade média horária para o estado do Rio Grande do Norte
Fonte: Elaboração própria a partir de AMA (2015)

A Tabela B.1 sintetiza as informações de velocidade média, mínima e máxima para cada mês do ano para o estado do Rio Grande do Norte.

Tabela B.1: Velocidade do vento no Rio Grande do Norte

Mês	Vel. média [m/s]	Vel. média mínima [m/s]	Vel. média máxima [m/s]
Janeiro	8,30	6,70	10,50
Fevereiro	8,10	7,20	9,30
Março	8,27	7,60	9,30
Abril	8,43	7,70	9,90
Maiο	8,60	7,80	9,80
Junho	8,62	8,20	8,90
Julho	9,10	8,60	10,00
Agosto	10,45	9,80	11,70
Setembro	9,51	8,60	10,40
Outubro	9,72	8,50	11,40
Novembro	8,41	6,70	10,30
Dezembro	8,52	7,00	10,50

Fonte: Elaboração própria a partir de AMA (2015)