

Universidade Federal de Juiz de Fora
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica
Mestrado em Engenharia Elétrica

Layon Mescolin de Oliveira

**PROGRAMAÇÃO DIÁRIA DA OPERAÇÃO DE SISTEMAS TERMOELÉTRICOS
DE GERAÇÃO VIA OTIMIZAÇÃO SENO-COSSENO HÍBRIDO**

Juiz de Fora
Fevereiro de 2019

Layon Mescolin de Oliveira

**PROGRAMAÇÃO DIÁRIA DA OPERAÇÃO DE SISTEMAS TERMOELÉTRICOS
DE GERAÇÃO VIA OTIMIZAÇÃO SENO-COSSENO HÍBRIDO**

Dissertação submetida ao corpo docente da coordenação do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, área de Sistemas de Energia Elétrica, da Universidade Federal de Juiz de Fora como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de mestre em engenharia elétrica.

Orientador: Prof. Dr. Ivo Chaves da Silva Junior

Coorientador: Prof. Dr. Leonardo Willer de Oliveira

Juiz de Fora
Fevereiro de 2019

Ficha catalográfica elaborada através do programa de geração automática da Biblioteca Universitária da UFJF, com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

Oliveira, Layon Mescolin de.

Programação diária da operação de sistemas termoelétricos de geração via otimização seno-cosseno híbrido / Layon Mescolin de Oliveira. -- 2019.

141 f. : il.

Orientador: Ivo Chaves Silva Junior

Coorientador: Leonardo Willer de Oliveira

Dissertação (mestrado acadêmico) - Universidade Federal de Juiz de Fora, Faculdade de Engenharia. Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica, 2019.

1. Planejamento da operação. 2. Termoelétrico. 3. Unit Commitment. 4. Otimização. 5. Seno-Cosseno. I. Silva Junior, Ivo Chaves, orient. II. Oliveira, Leonardo Willer de, coorient. III. Título.

**PROGRAMAÇÃO DIÁRIA DA OPERAÇÃO DE SISTEMAS TERMOELÉTRICOS
DE GERAÇÃO VIA OTIMIZAÇÃO SENO-COSSENO HÍBRIDO**

LAYON MESCOLIN DE OLIVEIRA

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DA COORDENAÇÃO DO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA, ÁREA DE SISTEMAS DE ENERGIA ELÉTRICA, DA UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM ENGENHARIA ELÉTRICA.

Aprovada por:

Prof. Ivo Chaves da Silva Junior, D. Sc. - Orientador - UFJF

Prof. Leonardo Willer de Oliveira, D. Sc. - Coorientador - UFJF

Prof. Edmarcio Antonio Belati, D. Sc. - UFABC

Prof. Bruno Henriques Dias, D. Sc. - UFJF

Juiz de Fora, MG, Brasil.
Fevereiro de 2019

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus pela vida, pelas oportunidades e pelas pessoas que fazem parte do meu convívio.

Agradeço imensamente aos meus pais Maria Aparecida e Laerte por todo o apoio e carinho que sempre tiveram comigo. Todo meu esforço é pra um dia retribuir o que vocês me deram.

Aos meus avós Armando (in memoriam), Ereni, Creso e Josélia pelo amor e ensinamentos transmitidos na minha criação.

Agradeço aos meus tios e primos pelos incentivos e carinho. Agradeço aqui de forma especial aos meus tios Luiz e Rita por me darem condições de realizar essa conquista. Agradeço a minha prima Amanda pelo companheirismo nesses anos em Juiz de Fora.

Agradeço a minha namorada Isabela que esteve comigo desde a aprovação até o presente momento. Você fez com que todas as dificuldades fossem mais brandas, tenho muito orgulho de estar ao seu lado.

Agradeço ao Frederico e ao João por terem sido companheiros durante todo o mestrado, sem a amizade de vocês tudo teria sido mais difícil.

Aos amigos de toda uma vida Geraldo, Tatiana e Anderson. Vocês três são mais que amigos, são meus irmãos. Obrigado pelo incentivo e pelos momentos de descontração.

Agradeço também aos colegas de trabalho que conheci na UFJF, Pedro e Gustavo.

Agradeço também ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica da UFJF pela estrutura e amparo.

Não menos importante, agradeço ao professor orientador Ivo Chaves da Silva Junior pelos ensinamentos que não se limitam a área acadêmica. Obrigado por acreditar em mim e no meu trabalho. Agradeço também ao meu coorientador Leonardo Willer de Oliveira por todas as contribuições ao longo do mestrado.

RESUMO

A programação diária da operação de sistemas termoeletricos refere-se ao conjunto dos fatores: despacho econômico de potência e otimização das tomadas de decisões de operações de usinas termoeletricas. Esses fatores devem ser considerados para minimizar os custos de operação atendendo às restrições operativas e sistêmicas. A otimização da programação diária da operação é de difícil solução devido as características dos problemas de programação não lineares inteiros mistos (PNLIM), como: região de solução não convexa, antagonismo entre decisões e elevado número de combinações.

Nesta pesquisa utilizou-se um algoritmo computacional híbrido através da combinação do algoritmo estocástico baseado nas funções trigonométricas seno e cosseno, desenvolvido por Mirjalili (2016), e de informações heurísticas através de listas de prioridade. O *Sine Cosine Algorithm* (SCA) possui características distintas de busca local e global que permitem melhores resultados em sistemas de grande espaço de busca. O algoritmo baseado em lista de prioridades foi utilizado para garantir que todas as restrições relacionadas ao *Thermal Unit Commitment* (TUC) fossem respeitadas.

O algoritmo proposto foi aplicado em cinco diferentes sistemas compostos de quatro a quarenta unidades termoeletricas de geração em horizontes de planejamento de oito à vinte e quatro horas. Dentre os sistemas analisados foram abordados ainda a interação da geração termoeletrica junto a fontes renováveis de geração, e os impactos da incerteza de geração eólica ao problema de *Unit Commitment* (UC). Os planejamentos resultantes da aplicação da metodologia foram comparados aos encontrados na literatura especializada, e apresentaram, na maioria dos sistemas, as melhores soluções.

PALAVRAS CHAVE: Planejamento da operação, Termoeletrico, Unit Commitment, Otimização, Algoritmo Seno Cosseno, Lista de prioridades.

ABSTRACT

The daily operation schedule of thermoelectric systems is related to the following set: economic power dispatch and thermoelectric operational decision making optimization. Both factors must be taken into account to minimize operating costs whereas taking into account operational and systemic constraints. The daily operation schedule optimization is hard to solve due to characteristics of mixed integer non-linear programming (MINLP) optimization problem such as: non-convex solution region, antagonism between decisions and high number of combinations.

This research used a hybrid computational algorithm through the combination of the stochastic algorithm based on the trigonometric functions sine and cosine, developed by Mirjalili (2016), combined with heuristic information in the form of priority lists. The Sine Cosine Algorithm (SCA) has characteristics of local and global search, ultimately resulting in the achievement of better results for systems with larger search space. The algorithm based on priority lists was used to ensure that all constraints related to the Thermal Unit Commitment (TUC) were met.

The proposed algorithm was applied in five different systems made from four to forty thermoelectric generating units, considering a planning horizon from eight to twenty four hours. Among the analyzed systems, the interaction between thermoelectric generation and renewable generating sources was also approached, in addition to the impacts of wind generation to the Unit Commitment (UC) problem. The resulting plans obtained from the methodology were compared to the ones found in the specialized literature, showing themselves to be the best solutions for most of the systems.

KEYWORDS: Operation planning, Thermoelectric, Unit Commitment, Optimization, Sine Cosine Algorithm, Priority Lists.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Evolução do número de publicações com o termo "Unit Commitment"	18
Figura 2 - Número de publicações por pesquisa realizada.	21
Figura 3 - Comparativo do número de publicações que abordam UC por metodologia apresentada.	32
Figura 4 - Linha temporal de trabalhos publicados por metodologias apresentadas.	32
Figura 5 - Diferença entre os tipos de planejamento da operação	35
Figura 6 - Características das variantes do problema de planejamento da operação	37
Figura 7 - Modelagem do Thermal Unit Commitment em barra única.	38
Figura 8 - Função <i>egg-crate</i> de região de solução não convexa.	45
Figura 9 - Exemplo de atendimento à demanda via algoritmo de lista de prioridade.	48
Figura 10 - Modelagem em “caixa preta”.	54
Figura 11a - Dinâmica do algoritmo estocástico composto por uma única solução inicial	55
Figura 12 - Dinâmica de atualização do algoritmo SCA.	57
Figura 13 - Fluxograma do algoritmo proposto	61
Figura 14 - Fluxograma detalhado da Etapa 2.	63
Figura 15 - Diagrama detalhado da Etapa 3.	66
Figura 16 - Matriz de operação de decisões TxNG com $T = 3$ e $NG = 2$	68
Figura 17 - Exemplo de atualização das matrizes de decisões.	68
Figura 18 - Demanda horária do Sistema 1.	82
Figura 19 - Distribuição dos custos de planejamentos para o Sistema 1 com 10 iterações e 10 soluções iniciais.	82
Figura 20 - Evolução das melhores soluções para o Sistema 1 com 10 iterações e 10 soluções iniciais.	83
Figura 21 - Distribuição dos custos de planejamentos para o Sistema 1 com 20 iterações e 20 soluções iniciais.	84
Figura 22 - Distribuição dos custos de planejamentos para o Sistema 1 com 10 iterações e 10 soluções iniciais.	84
Figura 23 - UTEs em operação na melhor solução obtida para o Sistema 1.	85
Figura 24 - Comparativo do custo de planejamento da operação entre metodologias – Sistema 1.	86
Figura 25 - Demanda horária para o Sistema 2.	87
Figura 26 - Distribuição dos menores custos de programação diária da operação para o Sistema 2 (10 UTEs) utilizando 20 iterações e 20 soluções iniciais.	88
Figura 27 - Evolução dos menores custos da programação diárai da operação para o Sistema 2 (10 UTEs) utilizando 20 soluções iniciais e 20 iterações.	89
Figura 28 - Distribuição dos menores custos de programação diária da operação para o Sistema 2 (10 UTEs) utilizando 40 iterações e 40 soluções iniciais.	90
Figura 29 - Evolução dos menores custos da programação diárai da operação para o Sistema 2 (10 UTEs) utilizando 40 soluções iniciais e 40 iterações.	90
Figura 30 - UTEs em operação na melhor solução obtida para o Sistema 2 (10 UTEs).	91

Figura 31 - Comparação entre metodologias para o Sistema 2 - 10 UTES.....	95
Figura 32 - Distribuição dos menores custos de programação diária da operação para o Sistema 2 (20 UTES) utilizando 40 iterações e 40 soluções iniciais.	96
Figura 33 - Evolução dos menores custos da programação diárai da operação para o Sistema 2 (20 UTES) utilizando 40 soluções iniciais e 40 iterações.	97
Figura 34 - UTES em operação na melhor solução obtida para o Sistema 2 (20 UTES).....	98
Figura 35 - Comparação entre metodologias para o Sistema 2 - 20 UTES.....	100
Figura 36 - Distribuição dos menores custos de programação diária da operação para o Sistema 2 (40 UTES) utilizando 40 iterações e 40 soluções iniciais.	101
Figura 37 - Evolução dos menores custos da programação diárai da operação para o Sistema 2 (40 UTES) utilizando 40 soluções iniciais e 40 iterações.	101
Figura 38 - UTES em operação na melhor solução obtida para o Sistema 2 (40 UTES).	102
Figura 39 - Comparação entre metodologias para o Sistema 2 - 40 UTES.....	104
Figura 40 - Distribuição dos menores custos de programação diária da operação para o Sistema 3.	106
Figura 41 - Comparação entre metodologias para o Sistema 3.	108
Figura 42 - Comparação entre demanda horária e capacidade de geração de fontes renováveis.	109
Figura 43 - Distribuição dos menores custos de programação diária da operação para o Sistema 4.	110
Figura 44 - Comparação entre metodologias para o Sistema 4.	114
Figura 45 - Representação dos possíveis cenários de geração eólica.....	116
Figura 46 - Distribuição dos menores custos de programação diária da operação para o Sistema 5.	117
Figura 47 - Distribuição dos dez cenários de geração eólica durante 24 horas.....	119
Figura 48 - Comparação entre metodologias para o Sistema 5.	124

LISTA DE TABELAS

Tabela I - Potência instalada por empreendimento em outubro de 2018.	13
Tabela II - Número de publicações com o termo " <i>Unit Commitment</i> " por período.	19
Tabela III - Restrições e considerações abordadas nos sistemas em estudo	44
Tabela IV - Número de combinações de soluções em diferentes sistemas termoelétricos	45
Tabela V - Exemplo de lista de prioridade.	48
Tabela VI - Características consideradas na obtenção das ordens de mérito.	52
Tabela VII - Exemplo de matriz de decisões.	59
Tabela VIII - Dados das UTEs no sistema tutorial.	70
Tabela IX - Dados de demanda horária para o sistema tutorial.	70
Tabela X - Matriz de decisões com informações do período anterior ao planejado.	72
Tabela XI - OMA para o sistema tutorial.	73
Tabela XII - Potência ótima despachada na solução X11	76
Tabela XIII - Custo de geração da solução X11	76
Tabela XIV - Número de possíveis combinações nos sistemas abordados	80
Tabela XV - Despacho econômico da melhor solução para o Sistema 1	86
Tabela XVI - Despacho econômico (MW) para o Sistema 2 - 10 UTEs	92
Tabela XVII - Despacho econômico (MW) para o Sistema 2 - 20 UTEs	99
Tabela XVIII - Despacho econômico (MW) para o Sistema 2 - 40 UTEs	103
Tabela XIX - Valores da rampa de subida (<i>UR</i>) e descida (<i>DR</i>)	105
Tabela XX - Despacho econômico (MW) para o Sistema 3	107
Tabela XXI - Custo de planejamento por fonte de geração utilizada.	110
Tabela XXII - Despacho econômico (MW) para geração "Térmica e Solar"	111
Tabela XXIII - Despacho econômico (MW) para geração "Térmica e Eólica"	112
Tabela XXIV - Despacho econômico (MW) para geração "Térmica, Solar e Eólica"	113
Tabela XXV - Geração eólica base (Cenário C1)	115
Tabela XXVI - Valores da rampa de subida (<i>UR</i>) e descida (<i>DR</i>) - Sistema 5	116
Tabela XXVII - Menor custo de planejamento da operação por cenário de geração eólica ..	117
Tabela XXVIII - Geração eólica do cenário Cm	119
Tabela XXIX - Matriz de decisões de operação para o cenário Cm	120
Tabela XXX - Matriz UPDF	122
Tabela XXXI - Despacho econômico do PDF-HSCA aplicado ao cenário C2	123
Tabela XXXII - Comparação entre os sistemas abordados	124
Tabela XXXIII - Comparação do menor custo de programação diária da operação por sistema.	125
Tabela XXXIV - Comparação do número de PNLs resolvidos por sistema.	125

SUMÁRIO

CAPÍTULO 1	12
INTRODUÇÃO	12
1.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS	12
1.2 MOTIVAÇÃO DA PESQUISA.....	15
1.3 OBJETIVO DA PESQUISA	15
1.4 PUBLICAÇÕES E/OU SUBMISSÕES DECORRENTES DA PESQUISA	16
1.5 ORGANIZAÇÃO DA DISSERTAÇÃO	17
CAPÍTULO 2	18
<i>UNIT COMMITMENT</i> : ESTADO DO CONHECIMENTO.....	18
2.1 INTRODUÇÃO	18
2.2 PRINCIPAIS RESTRIÇÕES ABORDADAS NA LITERATURA APLICADAS AO <i>UNIT COMMITMENT</i>	19
2.3 PRINCIPAIS METODOLOGIAS ABORDADAS NA LITERATURA APLICADAS AO <i>UNIT COMMITMENT</i>	21
2.3.1 Enumeração exaustiva.....	21
2.3.2 Lista de prioridades	22
2.3.3 Programação dinâmica	22
2.3.4 Algoritmo genético.....	23
2.3.5 Branch and bound.....	25
2.3.6 Algoritmo de Busca Tabu	26
2.3.7 Simulated Annealing	27
2.3.8 Ant Colony	28
2.3.9 Redes Neurais Artificiais	29
2.3.10 <i>Particle Swarm Optimization</i>	29
2.3.11 <i>Bat Algorithm</i>	30
2.3.12 Métodos híbridos.....	31
2.3.13 Visão geral	32
2.4 CONCLUSÕES.....	33
CAPÍTULO III	35
PROGRAMAÇÃO DA OPERAÇÃO	35
3.1 INTRODUÇÃO	35
3.2 PROGRAMAÇÃO DA OPERAÇÃO DE SISTEMAS TERMOELÉTRICOS	36
3.2.1 Definição do Problema.....	36
3.2.2 Modelagem do Problema	37

3.2.3	Formulação do Problema	38
3.2.4	Função Objetivo	39
3.2.5	Restrição de balanço de potência	40
3.2.6	Restrição de reserva girante do sistema	41
3.2.7	Restrição de tempos mínimos de parada e partida	42
3.2.8	Restrições de limite de geração	42
3.2.9	Restrições de rampa de geração	42
3.2.10	Restrições de rampa de partida e rampa de desligamento	43
3.2.11	Geração conjunta de fontes renováveis	43
3.2.12	Incerteza na geração eólica	44
3.2.13	Outras restrições	44
3.3	DIFICULDADES DO PROBLEMA	45
3.4	CONCLUSÕES	46
CAPÍTULO IV		47
LISTA DE PRIORIDADE		47
4.1	INTRODUÇÃO	47
4.2	ALGORITMO BASEADO EM LISTA DE PRIORIDADE	47
4.3	ORDEM DE MÉRITO	49
4.3.1	Ordem de mérito A (OMA)	49
4.3.2	Ordem de mérito B (OMB)	49
4.3.3	Ordem de mérito C (OMC)	50
4.3.4	Ordem de mérito D (OMD)	50
4.4	CONCLUSÕES	52
CAPÍTULO V		53
ALGORITMO DE OTIMIZAÇÃO ESTOCÁSTICO		53
5.1	INTRODUÇÃO	53
5.2	ALGORITMO SENO COSSENO	54
5.3	APLICAÇÃO DO SCA AO <i>THERMAL UNIT COMMITMENT</i>	58
5.4	CONCLUSÕES	59
CAPÍTULO VI		60
METODOLOGIA PROPOSTA - HSCA		60
6.1	INTRODUÇÃO	60
6.2	ALGORITMO PROPOSTO	60
6.3	SISTEMA TUTORIAL	69
6.4	CONCLUSÕES	78
CAPÍTULO VII		80

ESTUDO DE CASO	80
7.1 INTRODUÇÃO	80
7.2 ASPECTOS COMPUTACIONAIS E PARÂMETROS UTILIZADOS NO SCA.....	81
7.3 SISTEMA 1 – PROGRAMAÇÃO DIÁRIA DA OPERAÇÃO PARA QUATRO UTES EM UM HORIZONTE DE OITO HORAS DE PLANEJAMENTO	81
7.4 SISTEMA 2 – PROGRAMAÇÃO DIÁRIA DA OPERAÇÃO PARA 10, 20 E 40 UTES.....	87
7.5 SISTEMA 3 - PROGRAMAÇÃO DIÁRIA DA OPERAÇÃO PARA 10 UTES CONSIDERANDO RAMPA DE GERAÇÃO.....	104
7.6 SISTEMA 4 - PROGRAMAÇÃO DIÁRIA DA OPERAÇÃO PARA 10 UTES COM ALTA PENETRAÇÃO DE FONTES RENOVÁVEIS	108
7.7 SISTEMA 5 - PROGRAMAÇÃO DIÁRIA DA OPERAÇÃO PARA 10 UTES CONSIDERANDO INCERTEZA DE GERAÇÃO EÓLICA	114
7.7.1 M-HSCA	118
7.7.2 PDF-HSCA	121
7.8 CONCLUSÕES.....	124
CAPÍTULO VIII	126
CONCLUSÕES E DESENVOLVIMENTOS FUTUROS	126
8.1 CONCLUSÕES.....	126
8.2 DESENVOLVIMENTOS FUTUROS	127
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	128
ANEXO A.....	137

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

1.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

Nas décadas de 1980 e 1990 houve um aumento do consumo de energia elétrica no Brasil maior que a capacidade de geração de energia no mesmo período. Esta diferença entre geração e consumo fez com que o Comitê Coordenador do Planejamento da Expansão dos Sistemas Elétricos (CCPE), em 1999, alertasse para uma eminente crise do setor energético nos anos seguintes. A partir deste alerta o governo federal entre outras ações, iniciou a implantação de usinas termoelétricas para que não houvesse déficit no consumo de energia no país nos anos seguintes. Inicialmente, foram previstas 49 usinas termelétricas financiadas com investimentos do Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social (BNDES). Essas 49 usinas garantiriam um aumento de 15 GW até o final do ano de 2003 (BARDELIN, 2004).

A crise do setor energético só não ocorreu em 2000, pois nesse ano um grande volume de chuvas elevou a capacidade de geração das usinas hidroelétricas em operação. Em 2001, porém, a escassez de chuvas e a negligência do governo nas obras de expansão do setor, culminaram na popularmente conhecida “crise do apagão”. Ainda para o ano de 2001 o Ministério de Minas e Energia (MME) avaliou a necessidade de interrupções no fornecimento de energia em certas regiões do Brasil. Porém, em maio do mesmo ano uma proposta da Agência Nacional do Petróleo (ANP) retirou de pauta essas interrupções e as substituiu por multas sobre a ultrapassagem de metas de consumo de energia (BARDELIN, 2004).

Como consequência da crise de energia, o setor elétrico que antes priorizava o investimento na geração hidroelétrica, passou a investir na construção de usinas termoelétricas de forma emergencial e no estudo de fontes de energias renováveis como eólica e solar, até então pouco exploradas.

No ano de 2013 a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) publicou a resolução normativa N° 547, de 16 de abril de 2013, que teve, entre outras, a função de regulamentar a cobrança de energia elétrica baseada em um sistema de bandeiras tarifárias. A partir dessa resolução o consumo de energia passou a refletir as condições de geração, sendo atribuídos quatro patamares de cobrança (ANEEL,2013):

- Bandeira verde – Condições favoráveis à geração de energia, não acarretando aumento tarifário;

- Bandeira amarela – Condições menos favoráveis à geração de energia, aumento de R\$0,010 na tarifa para cada quilowatt-hora (kWh) consumido;
- Bandeira vermelha (patamar 1) – Condições custosas de geração de energia, aumento de R\$0,030 por quilowatt-hora (kWh) consumido;
- Bandeira vermelha (patamar 2) – Condições ainda mais custosas de geração de energia, aumento de R\$0,050 por quilowatt-hora (kWh) de consumo.

A aplicação da bandeira tarifária ocorre quando existe a necessidade da utilização de fontes de geração de energia mais onerosas para o atendimento da demanda. Os patamares de maiores custos são aplicados quando as usinas hidroelétricas não possuem capacidade de suprir a demanda energética, sendo necessária a ativação de usinas termoeletricas, por exemplo.

No Brasil, a dependência de fontes hidroelétricas e consequentemente de fatores climáticos mostram a importância de investimentos e estudos em outras fontes de geração, como a termoeletrica, que em 22 de outubro de 2018, de acordo com o Banco de Informações da Geração (BIG) da ANEEL, representava 25,53% da potência instalada. A Tabela I mostra o número de empreendimentos de geração em operação e suas potências instaladas (ANEEL, 2018).

Tabela I - Potência instalada por empreendimento em outubro de 2018.

Empreendimentos em Operação			
Tipo	Quantidade	Potência (kW)	%
Central Geradora Hidrelétrica	693	690.133	0,43
Central Geradora Undi-elétrica	1	50	0
Central Geradora Eólica	545	13.400.343	8,34
Pequena Central Hidrelétrica	426	5.114.827	3,18
Central Geradora Solar Fotovoltaica	2.257	1.406.373	0,88
Usina Hidrelétrica	218	97.048.092	60,4
Usina Termelétrica	3.001	41.022.799	25,53
Usina Termonuclear	2	1.990.000	1,24
Total	7.143	160.672.617	100

Fonte: Banco de informações de geração (BIG).

A partir da análise da Tabela I percebe-se que capacidade de geração das usinas hidrelétricas é predominante na matriz energética brasileira. Com relação ao número de empreendimentos em operação, nota-se que as usinas termelétricas destacam-se com 3001 empreendimentos. O grande número de Unidades Termoeletricas (UTE) em operação evidencia a necessidade do estudo do gerenciamento e operação dessas unidades, sendo as

pesquisas que tratam da otimização do planejamento da operação de UTEs de suma importância.

Através do planejamento da operação é possível determinar qual deve ser o despacho de energia elétrica das fontes de geração para o atendimento da demanda prevista. O Cepel - Centro de Pesquisas de Energia Elétrica (2018) divide a operação em três diferentes seguimentos: planejamento a médio prazo, cujo horizonte de estudo é de até cinco anos; planejamento a curto prazo, no qual o horizonte de estudo é de até um ano; e planejamento a curtíssimo prazo ou programação diária, com horizonte de estudo de até uma semana. O planejamento a longo prazo é denominado planejamento da expansão e este tem horizonte de estudo superior a dez anos (CEPEL,2018).

Diversos são os fatores considerados no planejamento da operação, dentre estes destacam-se a interação entre usinas de geração, disposições de usinas hidroelétricas para aproveitamento de afluência, nível de reservatórios, previsões de chuvas, entre outras. Existem ainda diversas restrições de operação tanto de usinas termoelétricas quanto de hidroelétricas, a resolução do problema de planejamento da operação utilizando as restrições dos sistemas supracitados é conhecida na literatura como “*Unit Commitment*” (UC).

De acordo com Kerr *et al.* (1966), o *Unit Commitment* tem como função o atendimento à demanda através do acionamento ou desligamento das unidades de geração de forma a minimizar as perdas econômicas. O *Unit Commitment* deve então definir quando ao longo do horizonte de estudo cada unidade de geração deve entrar ou sair de operação, para que a demanda seja atendida e os custos operativos sejam mínimos.

Além das considerações de uma demanda dinâmica ao longo do período de estudo junto às decisões de operação determinadas pelo *Unit Commitment*, o planejamento da operação torna-se ainda mais complexo ao passo que mais restrições são incorporadas ao problema.

O estudo de *Unit Commitment* que aborda especificamente as unidades de geração termoelétricas é denominado *Thermal Unit Commitment* (AYOUB; PATTON, 1971). De maneira análoga é chamado de *Hydro Unit Commitment* (OHISHI *et al.*, 2005) o estudo aplicado às unidades de geração hidroelétricas. Existem ainda outras abordagens nas quais duas gerações de energia elétrica, térmica e hidráulica, são combinadas no problema de *Hydro-Thermal Unit Commitment* (JOHNSON *et al.*, 1971).

O planejamento diário da operação de usinas termoelétricas pode ser considerado um problema de otimização, que consiste em decisões de colocar ou não em operação usinas termoelétricas mediante diversas restrições operativas, além da resolução do problema de

despacho econômico dessas usinas. A resolução do problema de *Thermal Unit Commitment* (TUC) será o foco deste trabalho.

1.2 MOTIVAÇÃO DA PESQUISA

Ao realizar-se uma breve análise no banco de dados do Institute of Electrical and Electronic Engineers (IEEE), a primeira menção ao termo *Unit Commitment* é datada do ano de 1966. Desde então, muitas foram as técnicas aplicadas à resolução da programação diária da operação. Diversos artigos abordam a resolução do problema sob perspectivas diferentes, utilizando desde técnicas de enumeração exaustiva até os mais atuais algoritmos de otimização, com o objetivo comum de redução do custo de planejamento da operação. O problema de *Unit Commitment* não possui um modelo único e certo de resolução, a aplicação de novas técnicas de otimização além do constante aprimoramento de modelos já utilizados, resultam na redução de custos e esforço computacional, neste sentido, o estudo da programação diária da operação está em constante aprimoramento.

Os bons resultados da aplicação de algoritmos inspirados em problemas de programação não linear inteira mista, como o *Unit Commitment*, também se mostram atrativos na busca por melhores soluções para o planejamento da operação. Apesar de possuírem tempos computacionais elevados, os algoritmos inspirados tem se mostrado promissores na resolução de problemas onde técnicas clássicas de otimização não são eficientes.

A incorporação de energias renováveis ao problema de *Thermal Unit Commitment* é outro atrativo, visto que os investimentos em parques eólicos e painéis fotovoltaicos aumentaram no Brasil nos últimos anos. Além disso, são importantes os estudos a respeito dos impactos ocasionados pela inserção de fontes renováveis de energia a sistemas termoeletrônicos existentes. Entre os trabalhos que abordam essa temática destacam-se os de Senjyu *et al.* (2008), que propõem uma metodologia para solução do *Thermal Unit Commitment* na presença de geração eólica e solar através de algoritmo genético; e Qin e Wei (2017) que consideram na resolução do problema a incerteza da velocidade dos ventos na geração eólica.

1.3 OBJETIVO DA PESQUISA

O objetivo geral desta pesquisa foi elaborar e aplicar uma metodologia híbrida para a programação diária da operação de sistemas termoeletrônicos, utilizando o algoritmo inspirado nas funções seno e cosseno (MIRJALILI, 2016) em conjunto com informações heurísticas no âmbito de lista de prioridades.

Os objetivos específicos foram:

- Aplicar a metodologia ao *Thermal Unit Commitment* de sistemas de pequeno e médio porte;
- Implementar a restrição de rampa de geração, pouco abordada na literatura especializada;
- Propor uma solução para o *Thermal Unit Commitment* na presença de energias renováveis, como eólica e solar;
- Solucionar, através da metodologia proposta, sistemas que possuam representação do erro de previsão advindo da geração eólica;
- Obter resultados factíveis do ponto de vista do atendimento de restrições do *Thermal Unit Commitment* para todas as soluções.

1.4 PUBLICAÇÕES E/OU SUBMISSÕES DECORRENTES DA PESQUISA

Congressos e/ou Simpósios:

- "Application of the sine cosine optimization algorithm for thermal Unit Commitment". *Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos (SBSE)*, Niterói, 2018, pp. 1-6. doi: 10.1109/SBSE.2018.8395633.
- "Programação diária da operação de sistemas termoeletricos de geração utilizando algoritmo de otimização seno cosseno e informações heurísticas". *XXII Congresso Brasileiro de Automática*, Setembro 2018, João Pessoa, PB-Brasil. ISSN: 2525-8311.
- "Otimização Heurística e Bioinspirada para resolução do problema de Unit Commitment Térmico", *13th IEEE/IAS International Conference on Industry Applications*. Novembro 2018, São Paulo, SP-Brasil.

Periódicos:

- "Hybrid Sine Cosine algorithm for Unit Commitment considering uncertainty of wind power". *IET Generation, Transmission & Distribution*. IET. Submetido em 31/01/2019.

1.5 ORGANIZAÇÃO DA DISSERTAÇÃO

O presente trabalho encontra-se organizado da seguinte forma: O Capítulo I apresenta a introdução, as motivações para o desenvolvimento da pesquisa, e as publicações geradas a partir da mesma.

O Capítulo II consiste em um estado do conhecimento com as principais publicações referentes às técnicas de otimização para a programação diária da operação de sistemas termoeletricos. A partir desse levantamento bibliográfico, verificou-se que o problema abordado, apesar de antigo, ainda possui relevância na atualidade.

No Capítulo III são apresentadas as características e dificuldades referentes ao planejamento da operação de sistemas termoeletricos, e também a formulação do problema a ser otimizado e suas principais restrições.

No Capítulo IV apresenta-se as listas de prioridades na solução do *Thermal Unit Commitment*, suas vantagens e desvantagens e os principais índices de sensibilidade utilizados na elaboração das mesmas.

O Capítulo V aborda os algoritmos estocásticos, suas características específicas, tipos, vantagens e desvantagens com ênfase no *Sine Cosine Algorithm* (SCA).

No capítulo VI a metodologia híbrida proposta para a programação diária da operação é apresentada de forma detalhada. O capítulo ainda aborda um exemplo numérico para melhor entendimento da metodologia proposta.

O Capítulo VII apresenta os resultados obtidos na aplicação da metodologia proposta a cinco sistemas distintos bastante difundidos na literatura. Os resultados obtidos pelo *Hybrid Sine Cosine Algorithm* (HSCA) são comparados a outras técnicas da literatura especializada.

No Capítulo VIII são apresentadas as conclusões acerca do desempenho obtido pela metodologia proposta nos sistemas abordados além de algumas propostas para estudos futuros.

Em seguida encontram-se as principais conclusões da pesquisa, as referências utilizadas e o anexo.

CAPÍTULO 2

UNIT COMMITMENT: ESTADO DO CONHECIMENTO

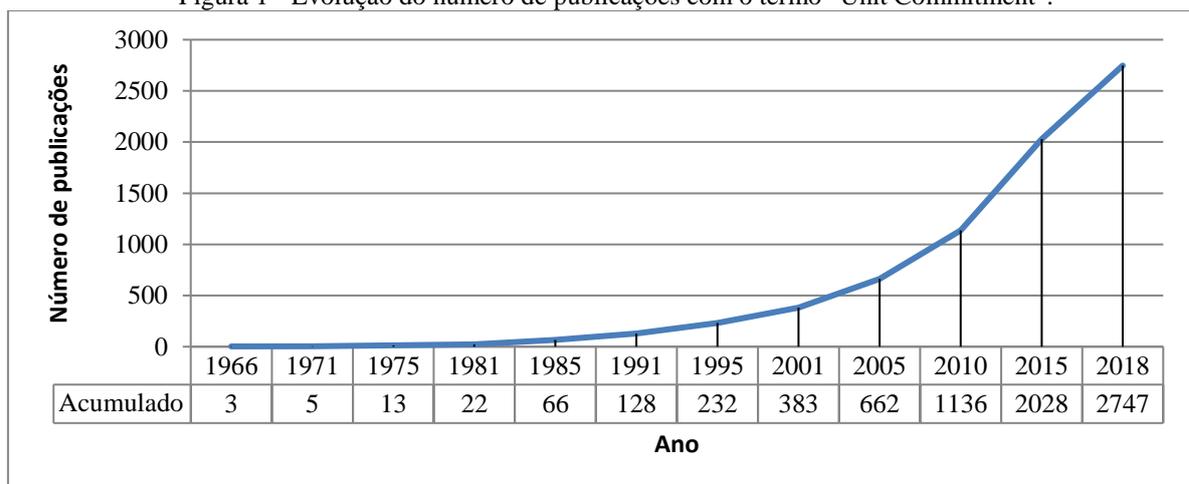
2.1 INTRODUÇÃO

As técnicas utilizadas na resolução do problema de *Unit Commitment* diferenciam-se quanto ao tempo computacional, eficiência, formas de tratamento do problema, e muitos outros aspectos. Todos, porém, buscam a otimização da programação diária através da redução dos custos operativos e despacho econômico. As técnicas aplicadas vão desde as mais simples, como a enumeração exaustiva de todas as soluções possíveis, até combinações de algoritmos complexos em modelos híbridos.

Em uma busca no acervo digital do IEEE, que possui em seu banco de dados mais de 4,5 milhões de documentos entre artigos, livros, e outros, foi possível encontrar mais de 2700 referências ao termo “*Unit Commitment*”.

A primeira menção ocorreu no periódico *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems* em 1966, sendo abordado em três trabalhos. Nos anos seguintes houve um aumento no número de pesquisas relacionadas ao *Unit Commitment*. A Figura 1 mostra a evolução do número de publicações relacionadas ao termo até 23/10/2018, agregados quinquenalmente. Adiante, a Tabela II mostra o número acumulado de publicações nos mesmos períodos de tempo.

Figura 1 - Evolução do número de publicações com o termo "Unit Commitment".



Fonte: IEEEExplore em 23 de outubro de 2018.

Tabela II - Número de publicações com o termo "*Unit Commitment*" por período.

Período	Nº de publicações	Acumulado
1966	3	3
1966-1970	2	5
1971-1975	8	13
1976-1980	9	22
1981-1985	44	66
1986-1990	62	128
1991-1995	104	232
1996-2000	151	383
2001-2005	279	662
2006-2010	474	1136
2011-2015	892	2028
2016-2018	719	2747

A partir da análise da Figura 1 e da Tabela 2 percebe-se que o estudo de *Unit Commitment* cresceu de forma exponencial. Com exceção do período 1966-1970, todos os outros períodos apresentaram um aumento significativo do número de publicações. Os trabalhos se diferenciam principalmente por utilizarem métodos de resoluções distintos e considerarem diferentes restrições em sua formulação, que serão abordados no tópico seguinte.

2.2 PRINCIPAIS RESTRIÇÕES ABORDADAS NA LITERATURA APLICADAS AO *UNIT COMMITMENT*

As restrições básicas na formulação do "*Unit commitment*" são o atendimento à demanda e cumprimento dos tempos mínimos de parada e partida. Essas e outras restrições terão suas características e modelagens explanadas no capítulo seguinte.

De forma a aproximar os problemas literários das características reais do sistema elétrico algumas publicações abordaram restrições significativas no estudo do planejamento diário da operação, entre elas destacam-se: utilização da restrição de rampa de geração; múltiplos combustíveis; consideração de redes de transmissão; zonas proibitivas de geração; e consideração de fontes renováveis de geração. Ainda no banco de dados do IEEE foram realizadas pesquisas combinadas entre o termo "*Unit Commitment*" e os termos que se referem as restrições supracitadas.

Ao adicionar "*renewable*" ao termo "*Unit Commitment*" foram encontrados 581 publicações que de alguma forma citam o termo renováveis. Na maioria das citações, o termo está relacionado à consideração de fontes renováveis de energia ao problema de UC. A

primeira aparição da pesquisa conjunta ocorre em 1996 e sua última citação em 2018, mostrando que a inserção de energias renováveis ao UC trata-se de uma modelagem atual e ainda em estudo. Ao adicionar o termo “*forecast*” buscou-se mensurar quantas são as publicações que tratam das previsões de geração de energia associadas a fontes renováveis. Nessa pesquisa foram encontrados 193 resultados que se iniciaram em 2001 e apareceram até o ano de 2018.

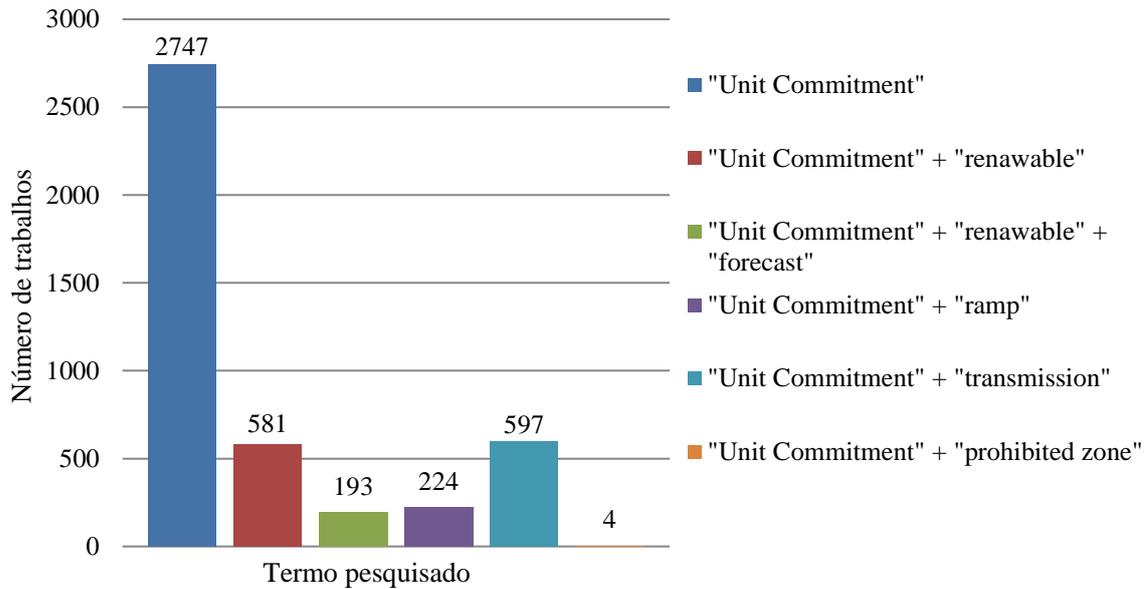
Para verificar quantos trabalhos consideraram em sua modelagem a utilização da restrição de rampa de geração foram combinadas em uma única pesquisa os termos “*Unit Commitment*” e “*ramp*”. Nessa pesquisa foram encontrados 224 resultados datados a partir do ano de 1987 até 2018. A restrição de rampa de geração representa a dificuldade de algumas técnicas em solucionar a programação diária da operação com uma restrição que cria um acoplamento temporal entre as decisões operativas.

As publicações que citaram os termos combinados “*Unit Commitment*” e “*transmission*” somaram 597 estudos e ocorreram entre os anos de 1974 e 2018. A pesquisa buscou levantar os trabalhos que simularam as características da inserção de restrições relacionadas às redes de transmissão. Nesse tipo de estudo, considera-se, além da redução do custo de operação e geração, a minimização das perdas ôhmicas.

Com o menor número de referências entre as citações encontradas no banco do IEEE estavam as publicações que mencionaram a restrição referente a zona proibitiva de geração, que representa os intervalos de valores de geração onde a unidade geradora se mostra incapaz de atuar. Apenas quatro referências foram encontradas ao combinar os termos “*Unit Commitment*” e “*prohibited zone*”, a primeira delas em 2008 e a última em 2015.

Na Figura 2, abaixo, é possível verificar a relação do número de trabalhos encontrados nas pesquisas que relacionaram os termos pesquisados, além do número total de trabalhos que compreendem de forma geral o termo “*Unit Commitment*”.

Figura 2 - Número de publicações por pesquisa realizada.



Fonte: IEEEExplore em 23 de Outubro de 2018.

2.3 PRINCIPAIS METODOLOGIAS ABORDADAS NA LITERATURA APLICADAS AO UNIT COMMITMENT

Muitas são as técnicas aplicadas na resolução do problema de “*Unit Commitment*”. Nesta seção serão apresentadas algumas das principais metodologias aplicadas ao problema de acordo com a literatura pesquisada, e também uma visão geral do número de trabalhos abordados em cada uma delas.

2.3.1 Enumeração exaustiva

Como o próprio nome sugere a enumeração exaustiva analisa todas as possíveis combinações de operação das unidades geradoras. A grande vantagem dessa metodologia é que testando-se todas as possibilidades é possível dizer que a resposta encontrada é a melhor solução para o problema. Em contra partida, a enumeração exaustiva torna-se inviável para resolução de problemas de médio e grande portes, até mesmo para a atual capacidade de processamento dos computadores. Como exemplo, uma única unidade térmica possui como decisões de operação estar ou não em operação, dessa forma existem duas possibilidades de estado operativo. Se essa mesma unidade puder variar hora a hora em um período de quatro horas, as combinações de estados operativos passam a ser 16 possíveis soluções. O menor sistema abordado neste trabalho possui uma configuração de quatro unidades termoelétricas em um horizonte de estudo de 8 horas, desta forma o número de combinações totais é de 2^{32} combinações.

A enumeração exaustiva torna-se ainda menos útil quando se parte do princípio que entre todas as soluções abordadas apenas uma pequena parte é factível do ponto de vista do atendimento das restrições, como, por exemplo, os cumprimentos mínimos de parada e partida.

2.3.2 Lista de prioridades

Tendo em vista a inviabilidade da técnica de enumeração exaustiva, outra técnica abordada na literatura são as listas de prioridades. Nessa metodologia, as unidades térmicas são classificadas segundo algum critério em uma lista. Essas listas devem ser levadas em consideração no momento do acionamento e/ou desligamento das unidades de geração até que se atenda à demanda.

As listas de prioridades são criadas segundo diversos índices de sensibilidade, tais como: eficiência da unidade geradora; capacidade máxima de geração; entre outros. Em todos os aspectos, a lista de prioridade visa ativar as usinas de menor custo antes das usinas de maior custo, respeitando-se as restrições de operação. Este método em comparação com a enumeração exaustiva é mais rápido, porém, a utilização de listas de prioridades pode levar a estagnação da respostas em mínimos locais (LEE; FENG,1992; OLIVEIRA *et al.*, 2018).

Apesar da desvantagem da estagnação, a lista de prioridade é bastante utilizada como heurística em metodologias híbridas, mais informações sobre esse método serão apresentadas no capítulo quatro desta dissertação.

2.3.3 Programação dinâmica

A aplicação da programação dinâmica ao problema de *Unit Commitment* considera os intervalos de tempo como estágios e as combinações de *status* operativos como espaço de estado. Assim sendo, o problema torna-se linearmente complexo, ao passo que se aumenta o número de períodos em análise, e exponencialmente maior com o aumento do número de unidades térmicas em estudo.

A programação dinâmica resolve o problema estágio a estágio, considerando a melhor ramificação de estágios operativos a partir de um estado inicial. A desvantagem da aplicação da programação dinâmica é que em alguns problemas a solução ótima global pode ser excluída por decisões tomada no início do processo de solução da metodologia (DINIZ, 2007).

Em 1966 a técnica de programação dinâmica foi aplicada por Lowery (1966) na resolução do problema de *Unit Commitment*. Esse autor demonstrou que a técnica obteve reduzido custo para a programação da operação, além de reduzido tempo computacional quando comparada à técnica de enumeração exaustiva. Já Pang e Chen (1976), utilizaram a programação dinâmica em um sistema de 17 unidades térmicas em um horizonte de estudo de 24 horas, considerando custos operacionais de parada e partida.

Um modelo de programação dinâmica aprimorado foi proposto por Hobbs *et al.* (1988), no qual foram consideradas as restrições de rampa de geração. O modelo manteve as configurações de operação antecedentes ao caminho ótimo de forma a evitar a convergência do método para ótimos locais.

Li *et al.* (1997), em um trabalho que considerava todas as unidades térmicas em estado operativo durante o horizonte de estudo, utilizou a metodologia de programação dinâmica para o planejamento do desligamento dessas unidades.

2.3.4 Algoritmo genético

O Algoritmo Genético (AG) faz parte de uma classe de modelos computacionais inspirados na natureza, ou bioinspirados. Esse algoritmo foi proposto por Holland (1975) e tem como embasamento estrutural a teoria da evolução de Charles Darwin, que se resume na maior chance dos indivíduos melhores adaptados ao meio passarem suas características para gerações futuras.

No algoritmo genético, cada informação individual, usualmente binária, denominada gene, em conjunto com outras informações formam uma solução ou cromossomo. A partir de uma população inicial composta por vários cromossomos, quatro etapas são seguidas na tentativa de obtenção da melhor resposta para o problema em estudo. Em primeiro lugar avalia-se a população inicial para se descobrir quais das soluções iniciais (cromossomos) têm a melhor resposta para problema estudado. As soluções com as melhores respostas têm maior chance de serem selecionadas para reprodução.

Na etapa de seleção, as melhores soluções são escolhidas com base na avaliação da resposta obtida para passarem suas informações a diante, sendo denominadas pais. Seleciona-se então, o ponto de crossing-over, onde será atribuída a mudança de genes entre os cromossomos pais. Após as alterações, os genes modificados são introduzidos na população de soluções. Existe ainda a possibilidade de mutação, onde um gene é escolhido de forma aleatória e alterado. Esta última etapa é importante para que haja variabilidade nas soluções.

A grande vantagem da utilização do AG é a inteligência populacional, que baseia uma nova solução em informações de um grupo de soluções. Como desvantagens existem alguns parâmetros que devem ser ajustados ou acrescentados para que o problema não convirja para ótimos locais ou demande alto custo computacional. Muitos são os trabalhos que utilizam essa metodologia na resolução do problema de *Unit Commitment*.

O trabalho apresentado por Dasgupta e McGregor (1994) validou a aplicação do algoritmo genético ao problema de *Thermal Unit Commitment*. Em 1996, Kazarlis *et al.* (1996) utilizaram o algoritmo genético na solução da programação diária de sistemas termoeletricos compostos por até 100 unidades térmicas em um horizonte de vinte quatro horas. Os resultados obtidos foram comparados com as técnicas de programação dinâmica e relaxação lagrangeana. No mesmo ano, Sheble (1996) aplicou o AG considerando formas de penalidade a um sistema termoeletrico com período de estudo de uma semana.

Yang *et al.* (1997) propuseram uma nova metodologia de solução da programação diária da operação utilizando o algoritmo genético por meio de uma interação paralela entre as soluções candidatas. Além disso, os autores sugeriram novas modelagens das restrições de tempos mínimos de parada e partida.

Em 2001 Maojun e Tiaosheng (2001) propôs uma metodologia denominada *Gene Complementary Genetic Algorithm* (GCGA), onde três genes distintos eram responsáveis respectivamente pelo despacho econômico; troca de decisão de operação (ligada e desligada); e troca de coluna (responsável pela mutação de todas as decisões de operação em um mesmo períodos entre duas unidades de geração).

Swarup e Yamashiro (2002) estabeleceu um modelo que buscava a viabilidade das soluções visando garantir o atendimento das restrições. A partir das soluções viáveis obtidas, buscou-se entre elas a de menor custo por meio da utilização do AG.

Em 2003, Senjyu *et al.* (2003) propuseram um modelo de algoritmo genético com codificação considerando as características das unidades, tais como tempo de parada e partida. Seus resultados em sistemas de 40 a 100 unidades térmicas foram comparados com o algoritmo genético em sua formulação básica. Os resultados obtidos pela nova metodologia se mostraram promissores.

Através de uma codificação inteira e integração das restrições ao código do algoritmo genético, Damousis *et al.* (2004) obtiveram bons resultados para sistemas compostos por até 100 unidades termoeletricas de geração.

Liu *et al.* (2009) propuseram uma técnica de algoritmo genético melhorada alterando a codificação dos parâmetros, a função de custo, e as operações genéticas aplicadas ao modelo convencional de solução do problema de *Unit Commitment*.

2.3.5 Branch and bound

O método *Branch and Bound* (B&B) é uma das principais técnicas utilizadas na solução de problemas de programação inteira-mista. Baseado no ideal de “dividir para conquistar”, consiste em um princípio de enumeração seguindo a topologia de árvore. As restrições do problema são relaxadas e separadas em subproblemas do problema original. Cada subproblema é avaliado a fim de obter um limite inferior da solução. A partir de soluções factíveis encontradas pelos limites inferiores são montados novos ramos que possuem valores inteiros pertinentes à solução do problema. Soluções que violam as restrições são desconsideradas, e, em contra partida, soluções factíveis promissoras são ramificadas e continuadas (PRZYBYLSKI; GANDIBLEUX, 2017).

Aplicado ao *Unit Commitment* a estratégia é interessante, pois resolve o problema de decisões de operação das unidades geradoras de forma relaxada, e em seguida garante as restrições do problema no ciclo de poda, retirando soluções não viáveis. Como desvantagem o método torna-se lento do ponto de vista computacional para sistemas de grande porte, devido a grande alocação de dados referentes às possíveis ramificações.

Em 1982, Lauer *et al.* (1982) propuseram um modelo para solução do problema de *Unit Commitment* com representação da dependência horária entre as unidades geradoras no qual a técnica utilizada foi a de *Branch and Bound*.

Cohen e Yoshimura (1983) utilizaram o método B&B em uma modelagem que além das restrições atendidas por Lauer *et al.* (1982) solucionava problemas de demanda estocástica e incorporação dos custos de partida no problema de UC.

Em 1993, Chen e Wang (1993) aplicaram uma técnica de empilhamento de soluções ao método B&B. Esses autores utilizaram a metodologia proposta em dois sistemas de *Thermal Unit Commitment*. O primeiro deles composto por dez termoelétricas em um período de estudo de 24 horas, e o segundo contendo vinte termoelétricas em um horizonte de 36 horas.

Aliado ao uso de uma restrição lógica de programação Huang *et al.* (1998), utilizou a técnica B&B na solução do problema de *Thermal Unit Commitment*. Seus resultados foram

comparados aos obtidos utilizando os métodos de programação dinâmica e relaxação lagrangiana.

Recentemente Palis e Palis (2016) aplicaram algumas variantes na técnica de B&B clássica. A avaliação das soluções baseada em grupos e a avaliação relaxada dos ramos com maior probabilidade de conter melhores soluções foram algumas das contribuições de Palis e Palis (2016).

2.3.6 Algoritmo de Busca Tabu

A metaheurística de Busca Tabu (BT) utiliza uma lista de soluções proibidas (tabu) para que na resolução de problemas multimodais evite-se a estagnação em ótimos locais.

A partir de um grupo de soluções, avalia-se e destaca-se a melhor solução para o problema em questão. A busca tabu verifica então, soluções na vizinhança do espaço de busca da melhor solução através da alteração de um ou mais parâmetros. A melhor “solução vizinha” é escolhida mesmo que esta tenha resultado pior que o encontrado na solução original. A busca tabu armazena em uma lista as melhores soluções e seus respectivos valores a cada iteração. Ao final do processo de busca nas “vizinhanças” a melhor solução da lista tabu é considerada a melhor resposta para o problema estudado.

A busca tabu é uma técnica muito utilizada em problemas de otimização e pode ser empregada ainda como processo de refinamento local de soluções.

Apesar de armazenar as soluções tabu, o esforço computacional é menor do que o encontrado em outras técnicas, pois a lista tabu pode possuir dimensão fixa, além de os valores que a integram poderem entrar ou sair segundo critérios de aspiração.

Mori e Usami (1996) utilizaram a busca tabu na resolução do *Unit Commitment* com proposta de redução de vizinhança. A aplicação da metodologia com a alteração proposta foi comparada com resultados obtidos pela metodologia de *Simulated Annealing*.

Em 2001, Mori e Matsuzaki (2001) utilizaram um algoritmo híbrido que combinava as técnicas de busca tabu e lista de prioridades. Os resultados obtidos e tempos computacionais foram considerados melhores que outras técnicas utilizadas na resolução do problema de UC.

Rajan *et al.* (2002) propuseram uma busca tabu baseada em redes neurais e compararam seus resultados com os obtidos na BT convencional.

2.3.7 Simulated Annealing

O recozimento de metais é um processo físico/químico onde ligas de metais são aquecidas acima de seu ponto de fusão, mantendo-se sua temperatura. Em seguida resfria-se o material até que o mesmo solidifique-se em uma estrutura perfeita. O *Simulated Annealing* (SA) simula o processo de recozimento de metais. O estado perfeito do material é associado à resposta final do problema de otimização. Os estados físicos correspondem às soluções do problema, a energia envolvida no processo refere-se à qualidade de uma solução e a temperatura é o parâmetro de controle do processo (DU; SWAMY, 2016).

A partir de uma gama de soluções aleatórias avalia-se a melhor, ou seja, a que tem menor energia envolvida. Uma nova gama de soluções (vizinhas) baseada na melhor solução é gerada e novamente avaliada. Se alguma das novas soluções tiver resposta melhor que a anterior então esta será o novo estado (ótimo), por ter menor energia associada. Caso a energia das soluções seja maior que as avaliadas na iteração anterior, existe uma probabilidade de que a pior solução torne-se a solução ótima da iteração. A probabilidade de aceitação de soluções candidatas está ligada ao valor da energia envolvida e ao parâmetro de temperatura, que nas iterações iniciais é alto e ao fim do processo é baixo. Desta forma, o *Simulated Annealing* tem capacidade de evitar ótimos locais ao visitar soluções vizinhas candidatas, mesmo que estas tenham piores resultados.

Em 1990, Zhuang e Galiana (1990) aplicaram o *Simulated Annealing* ao problema de *Thermal Unit Commitment* composto por 100 unidades termoelétricas de geração. Annakkage *et al.* (1995) utilizou um novo modelo denominado *Parallel Simulated Annealing*, que avaliava paralelamente um bloco de variações nas soluções da vizinhança de soluções. O modelo foi aplicado a um planejamento da operação composto por dez unidades termoelétricas.

Mantawy *et al.* (1998) utilizaram o *Simulated Annealing* na resolução do problema de planejamento da operação de unidades termoelétricas. Apesar do alto custo de processamento computacional os autores evidenciaram os pontos positivos da metodologia como fuga de ótimos locais e simples formulação. Em 2001, Viana *et al.* (2001) propuseram uma nova estratégia para abordagem da vizinhança de soluções além de novas estratégias de busca por melhores soluções. Os resultados apontaram para uma melhor eficiência do modelo, testado em um sistema de dez unidades termoelétricas.

Rajan *et al.* (2002) propuseram uma metodologia para obtenção dos parâmetros iniciais do AS. Os autores utilizaram uma função polinomial para cálculo da função de decrescimento

da temperatura. Apesar do tempo computacional não ter grande melhora, os resultados obtidos se mostraram melhores que o da técnica em sua concepção simplificada. Simopoulos *et al.* (2006) dividiram o problema de *Unit Commitment* utilizando o *Simulated Annealing* para decisão de operação das unidades geradoras, enquanto o despacho econômico dinâmico incorporava as restrições de tomada e retomada de carga.

2.3.8 Ant Colony

O algoritmo bioinspirado *Ant Colony Algorithm* (ACA) é baseado no comportamento dos indivíduos que compõem o formigueiro. Esse algoritmo tem suas características retiradas da estratégia utilizada pelas formigas na busca por alimento. Essa busca é realizada de forma otimizada através do depósito de feromônio deixado pelas formigas no menor caminho até o objetivo (DORIGO *et al.*, 1996).

Na aplicação do algoritmo à problemas de otimização cada formiga do formigueiro é considerada como uma solução candidata. Quando todas as soluções são avaliadas cria-se um depósito de feromônio associado a todas essas soluções. Quanto melhor a solução, maior será a intensidade do feromônio depositado. Uma ou mais soluções com mesma resposta intensificam o depósito de feromônios.

A cada iteração uma roleta fictícia é gerada com base no depósito de feromônio. É então realizado um sorteio para cada formiga para saber qual caminho a mesma deve seguir. Caminhos com maior depósito de feromônio tem maior chance de serem escolhidos. As formigas podem ainda seguir novos caminhos (soluções) a fim de impedir a estagnação das soluções. A solução ótima será aquela correspondente ao maior depósito de feromônio ao final do critério de parada escolhido.

A principal vantagem do algoritmo de colônia de formigas está relacionado às decisões baseadas em informações coletivas da inteligência populacional, ou seja, a solução ótima é construída pela interação de diversas soluções. Como desvantagem, o algoritmo possui muitos parâmetros que influenciam diretamente as soluções se escolhidos de maneira equivocada.

Em 2002, Sisworahardjo e El-Keib (2002) utilizaram o *Ant Colony Search Algorithm* (ACSA) na resolução do problema de *Unit Commitment* considerando as restrições de atendimento à demanda e reserva, e o cumprimento dos tempos mínimos de parada e partida. O autor ainda comparou seus resultados aplicados a um sistema de dez unidades termoeletricas com outras técnicas utilizadas na literatura para o mesmo sistema.

Sum-im e Ongsakul (2003) dividiram o problema de *Unit Commitment* em dois sub problemas, sendo a decisão de operação tomada pelo algoritmo *Ant Colony* enquanto o despacho econômico pelo processo de iteração λ . Em 2006, El-Sharkh *et al.* (2006) ponderaram as decisões de depósito de feromônios numa mesma solução através da comunicação entre indivíduos que as compunham.

A associação de multiplicadores de *Lagrange* ao *Ant Colony* proposto por Nascimento (2011) mostraram uma melhora significativa nos resultados da solução do problema de *Thermal Unit Commitment*.

2.3.9 Redes Neurais Artificiais

Utilizada em diversos campos da engenharia, as redes neurais artificiais possuem diversas aplicações. Possuem embasamento nas funções biológicas das redes neurais biológicas.

No campo da otimização alguns trabalhos utilizam redes neurais específicas, como por exemplos as redes neurais *Hopfield*. Em 1991, uma combinação de redes tipo *Hopfield-tank* e *Chua-lin* foram utilizadas por Sendaula *et al.* (1991) na solução dos subproblemas de decisão de operação e despacho econômico. Sasaki *et al.* (1992) fizeram uso de redes neurais artificiais do tipo *Hopfield* para solucionar o problema de *Unit Commitment* composto por 30 unidades geradoras em um período de estudo de 24 horas. Em 1993, Wang e Shahidehpour (1993) adicionaram restrições de tomada e retomada de carga ao problema de *Unit Commitment* resolvendo o mesmo através da utilização de redes neurais artificiais.

Walsh e Malley (1997) verificaram que o problema de *Unit Commitment* não era corretamente modelado através da topologia da rede *Hopfield*, apresentando posteriormente uma arquitetura de rede com nova forma de conexões entre os neurônios. Em 2003, Methaprayoon *et al.* (2003) propuseram uma rede neural baseada em previsão de carga para a solução do problema de *Unit Commitment*. Por sua vez, Kamh *et al.* (2009) propuseram alterações na rede neural do tipo *Hopfield* de forma a atender às restrições violadas na solução do problema de *Unit Commitment*.

2.3.10 Particle Swarm Optimization

A metaheurística bioinspirada “*Particle Swarm Optimization*” (PSO) tem como modelo os padrões da natureza que representam movimento de indivíduos de uma espécie dentro de uma população. O algoritmo busca a otimização dos problemas baseado em

características de um conjunto de soluções (DEL VALLE, 2008). O PSO soluciona um problema através da criação de uma população de soluções candidatas, denominadas partículas. É então realizada uma busca no espaço de estudo por soluções ótimas ou sub-ótimas, de acordo com fórmulas matemáticas simples que tem como base a posição e velocidade das partículas. As partículas movimentam-se em direção à posição da partícula cujo resultado encontrado na solução do problema é considerado o melhor.

A utilização do PSO traz como grande vantagem a inteligência populacional de informações obtidas de todas as partículas, como em outros algoritmos já apresentados.

Em 2003, Gaing (2003) utilizou uma abordagem binária do *Particle Swarm Optimazition* (BPSO) na solução do problema de decisão de operação de sistemas termoelétricos.

Pappala e Erlich (2008) propuseram um modelo de enxame de partículas adaptativo através de uma função de penalização de soluções que não atendiam as restrições do problema de *Unit Commitment*. No mesmo ano Xiong *et al.*(2008) implementaram um algoritmo denominado *Multi-Particle Swarm Optimization*, no qual uma população de partículas factíveis do ponto de vista do atendimento às restrições do problema era gerada e a partir desta, uma nova população aleatória (factíveis ou não) era implementada no mesmo espaço de busca. A técnica visava a busca por soluções factíveis em um amplo espaço de busca.

Em 2010 duas propostas de melhoria no algoritmo *Particle Swarm* foram publicadas. A primeira delas foi elaborada por Lang *et al.* (2010) a partir da reparação das partículas do BPSO que não cumpriam restrições do UC. A segunda, elaborada por Logenthiran e Srinivasan (2010), combinava o PSO e a técnica de relaxação lagrangeana.

Türkay e Zeybekoğlu (2011) propuseram a utilização do BPSO na resolução de tomada de decisões das unidades geradoras, além de utilizar o PSO na solução do despacho econômico. Em 2015, Liu *et al.*(2015) solucionaram o *Thermal Unit Commitment* considerando a inserção de geração eólica ao problema. A técnica proposta utilizava o *Improved Particle Swarm Optimization* (IBPSO) combinado ao método de gradiente.

2.3.11 Bat Algorithm

O Bat Algorithm (BA) faz parte do grupo de metaheurísticas bioinspiradas e foi desenvolvido a partir das características de ecolocalização dos morcegos. Esses animais utilizam um pulso de frequência para encontrar presas ou obstáculos que estejam nas proximidades.

Na aplicação em otimização os morcegos são modelados como soluções candidatas ao problema, movendo-se no espaço de busca em direção a melhor solução. Essa solução é encontrada através de dois parâmetros iniciais: velocidade e posição. Esses parâmetros são ponderados por características do modelo que permitem a busca local e global em diferentes momentos da execução do algoritmo. Na busca global os pulsos sonoros tem maior amplitude e frequência reduzida, já na busca local os pulsos são mais frequentes porém possuem menor amplitude (YANG, 2010).

A vantagem desse algoritmo, assim como o PSO e o AC, está relacionada à inteligência compartilhada entre os indivíduos (soluções) na busca de soluções otimizadas. Como todo algoritmo computacional, a eficiência do método está diretamente ligada ao correto ajuste dos parâmetros que os compõem.

Em 2014, Niknam *et al.* (2014) propuseram uma modelagem de morcego auto-adaptivo, passando por duas possíveis mutações na busca pela melhor solução no problema de *Thermal Unit Commitment*. A metodologia foi simulada para sistemas de 10 a 100 unidades de geração e os resultados encontrados foram promissores.

Nidhi *et al.* (2017) propôs um modelo binário de morcego. A metodologia denominada *binary bat search algorithm* foi eficiente na solução no planejamento diário da operação de sistemas compostos de 10 a 100 unidades de geração.

2.3.12 Métodos híbridos

Além das técnicas apresentadas nesta seção, existem muitas outras utilizadas na programação diária da operação. Todas possuem vantagens e desvantagens únicas. Os modelos híbridos conseguem compilar as características mais efetivas de cada metodologia tornando esses modelos muito úteis na solução do problema de UC, como mostrado nos trabalhos a seguir.

No trabalho de Ouyang e Shahidehpour (1992) a técnica de programação dinâmica foi utilizada para decisão de operação das unidades geradoras, enquanto uma *Artificial Neural Network* (ANN) determinava a demanda horária no planejamento da operação.

Em 1997, Mantawy *et al.* (1997) utilizaram um método híbrido das técnicas *Simulated Annealing* e *Tabu Search* na resolução do problema de UC. No trabalho proposto uma lista tabu foi gerada de forma a evitar soluções já visitadas pelo SA. Liao (2004) propôs um modelo híbrido das técnicas *Genetic Algorithm* (GA) e *Simulated Annealing* (AS) para resolução do problema de *Thermal Unit Commitment*.

Ting *et al.* (2006) utilizaram características combinadas do *Binary Particle Swarm Optimization* (BPSO) e do *Real-Based Particle Swarm Optimization* (RCPSO) para criar um modelo híbrido para o planejamento da operação denominado *Hybrid Particle Swarm Optimization* (HPSO).

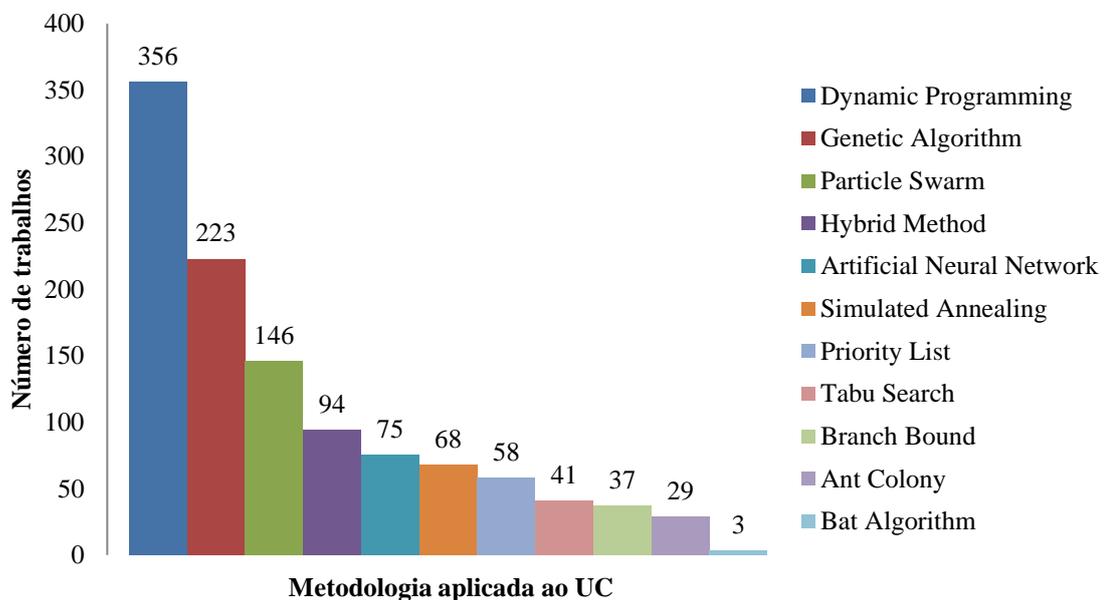
O modelo denominado HASP – *Hybrid Ant System/Priority List* foi proposto por Withironprasert *et al.* (2009) na resolução do problema da programação diária da operação considerando a restrição de rampa de geração. Já o trabalho proposto por Shukla e Singh (2016) teve como método de solução do UC um modelo híbrido composto pelas técnicas *Particle Swarm Optimization* e Programação Dinâmica. O método foi avaliado no sistema IEEE 30-bus.

2.3.13 Visão geral

No intuito de verificar a contribuição de cada uma das técnicas apresentadas em trabalhos da literatura especializada, foi realizada uma busca por temas específicos no banco de dados do IEEE. Foram utilizadas pesquisas combinadas referentes a cada uma das metodologias citadas nesta seção juntamente com o termo “*Unit Commitment*”.

A Figura 3 apresenta o número de trabalhos referentes a cada metodologia pesquisada.

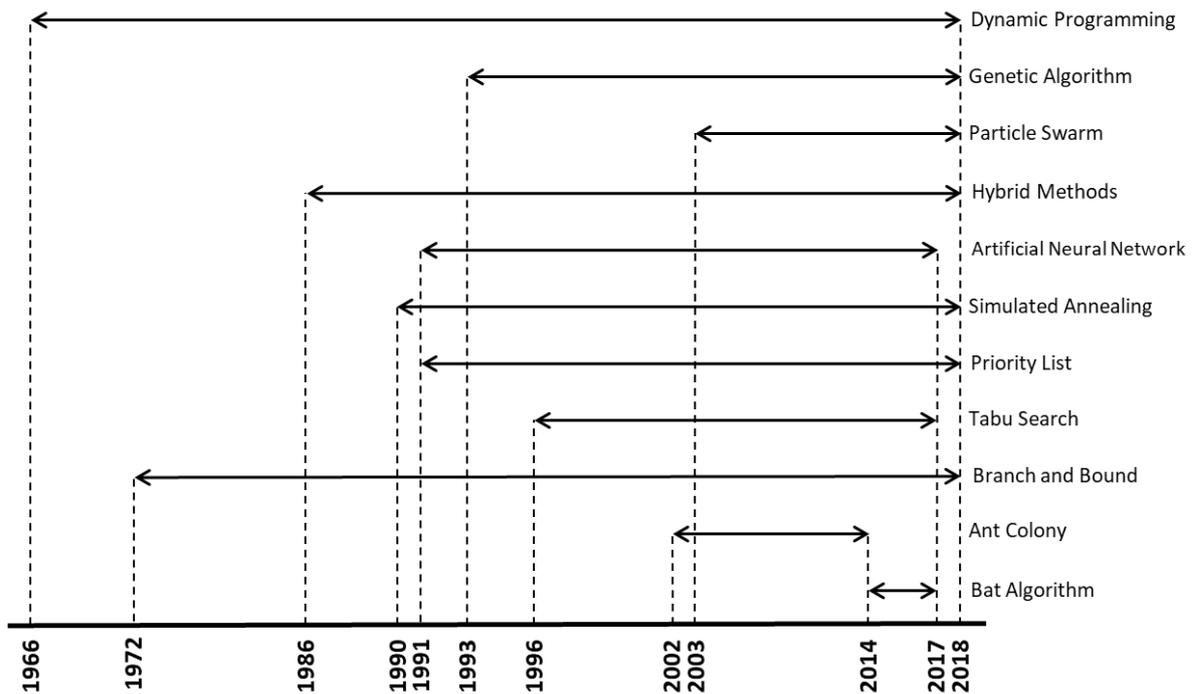
Figura 3 - Comparativo do número de publicações que abordam UC por metodologia apresentada.



Fonte: IEEEExplore em 23 de Outubro de 2018.

Na Figura 4 as metodologias são apresentadas com detalhamento do período em que foram utilizadas para solução do problema de *Unit Commitment* na pesquisa realizada.

Figura 4 - Linha temporal de trabalhos publicados por metodologias apresentadas.



Fonte: Produzida pelo autor

Através das análises das Figuras 3 e 4 é possível perceber que a técnica de programação dinâmica é bastante mencionada na literatura especializada. A programação dinâmica é também a primeira técnica aplicada ao problema de *Unit Commitment* no banco de dados do IEEE. Outro ponto importante a se notar está no fato de que a técnica bioinspirada de algoritmo genético possui o segundo maior número de citações entre as metodologias apresentadas.

2.4 CONCLUSÕES

Neste capítulo foram apresentadas diferentes técnicas aplicadas à programação diária da operação de sistemas termelétricos. Com exceção da técnica de enumeração exaustiva, nenhuma outra possui capacidade de garantir o encontro da solução ótima global, porém, como já mencionado, a enumeração exaustiva em sistemas de grande porte é inviável.

Além das técnicas apresentadas no presente capítulo existem diversas outras aplicadas ao problema de *Thermal Unit Commitment*. Cada uma das técnicas possui características e formulações distintas na resolução do planejamento diário da operação. No capítulo referente a estudo de casos são apresentadas soluções para o UC a partir de diversas técnicas abordadas na literatura.

A redução do custo relativo ao planejamento da operação, além da redução do custo computacional estão relacionados à utilização de técnicas de otimização que possuem complexos parâmetros de ajuste.

A aplicação de técnicas híbridas ao problema mostram-se promissoras por combinar vantagens características de duas ou mais metodologias.

Tendo isso em vista, neste trabalho empregou-se um método híbrido utilizando o algoritmo estocástico seno cosseno cujos parâmetros são de fácil ajuste, aliado às informações heurísticas advindas de listas de prioridades para obtenção da programação diária da operação de sistemas termoeletrônicos.

CAPÍTULO III

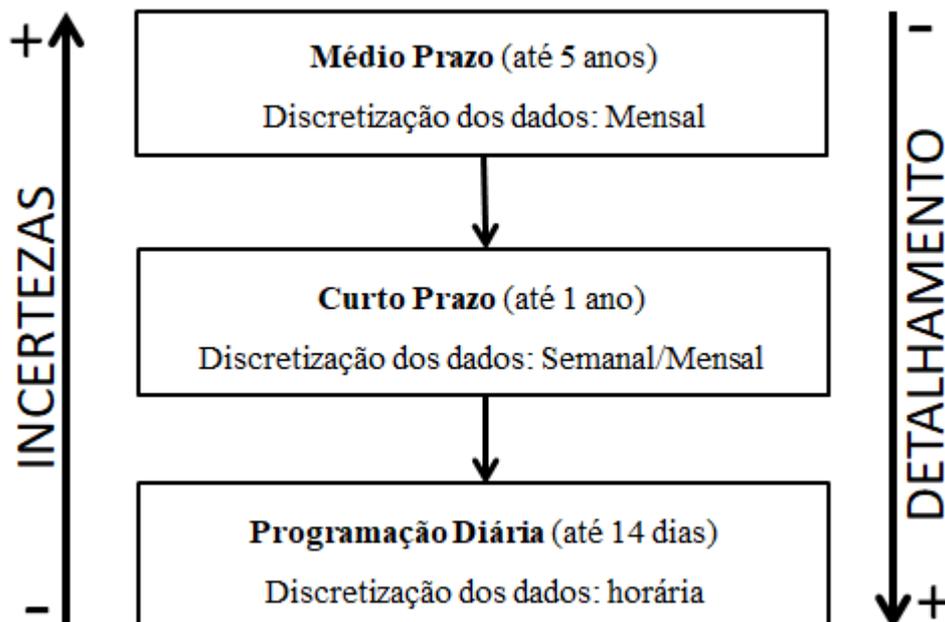
PROGRAMAÇÃO DA OPERAÇÃO

3.1 INTRODUÇÃO

A programação da operação de sistemas termoeletrônicos visa o atendimento da demanda de energia elétrica ao menor custo possível através do correto gerenciamento dos recursos envolvidos. Além da busca por configurações que reduzam os custos de operação e atendam os requisitos de segurança, a programação da operação é muito importante pois leva em consideração: (i) as decisões de parada e partida dos diversos empreendimentos de geração que tornam-se cada vez mais complexos ao passar dos anos; (ii) os ganhos consideráveis na economia, mesmo que para pequenas porcentagens na redução dos custos de operação; (iii) as variações entre as demandas dos horários de pico e fora de pico; (iv) a combinação da geração de energia elétrica a partir de uma ou mais fontes.

O problema do planejamento da operação torna-se menos detalhado quanto mais longo é o período de estudo analisado, em contra partida, o nível de incerteza relativo ao problema torna-se maior. Na Figura 5 são mostradas as dinâmicas entre os estudos de planejamento da operação e seus respectivos períodos de tempo.

Figura 5 - Diferença entre os tipos de planejamento da operação



Fonte: Adaptada de Diniz (2007).

Neste sentido, a programação da operação pode ser considerada como: o conjunto de decisões de operação de cada unidade geradora e a potência despachada pelas mesmas no atendimento à demanda e possíveis reservas, sem que sejam infringidas as restrições operativas das unidades do sistema e dos reservatórios.

3.2 PROGRAMAÇÃO DA OPERAÇÃO DE SISTEMAS TERMOELÉTRICOS

No estudo específico da programação da operação de sistemas termoeletricos as características dos empreendimentos de geração são divididas em: físicas, operativas e econômicas. Como respectivos exemplos encontram-se: a faixa de geração de cada unidade; tipo de combustível utilizado; custos de tomada e retomada de carga; entre outros que serão apresentados neste capítulo.

3.2.1 Definição do Problema

A programação da operação de sistemas termoeletricos pode ser definida como a estratégia aplicada à decisão de operação das diversas unidades de geração termoeletricas para atendimento da demanda em determinado período de planejamento. Desta forma, a solução do problema relacionada à programação da operação pode ser separada em duas etapas distintas: (i) Decisão de operação das unidades de geração térmicas, conhecido como *Thermal Unit Commitment* e (ii) o despacho ótimo de potência de cada uma das unidades em operação para o atendimento da demanda e possíveis reservas. É importante salientar que a etapa do despacho econômico está diretamente subordinada às decisões do *Thermal Unit Commitment*. A diferença entre as duas etapas está relacionada ao fato da demanda variar ao longo do tempo. Dessa forma, a etapa (ii) visa somente o despacho de cada unidade de geração, que é maior nos momentos de pico de consumo e menor nos períodos fora de pico.

O desligamento de unidades em períodos de menor demanda resulta na redução dos custos relacionados à geração de energia elétrica, porém, acarreta novos custos relacionados à tomada e retomada de carga e implica na inserção de novas restrições, o que aumenta a complexidade do problema.

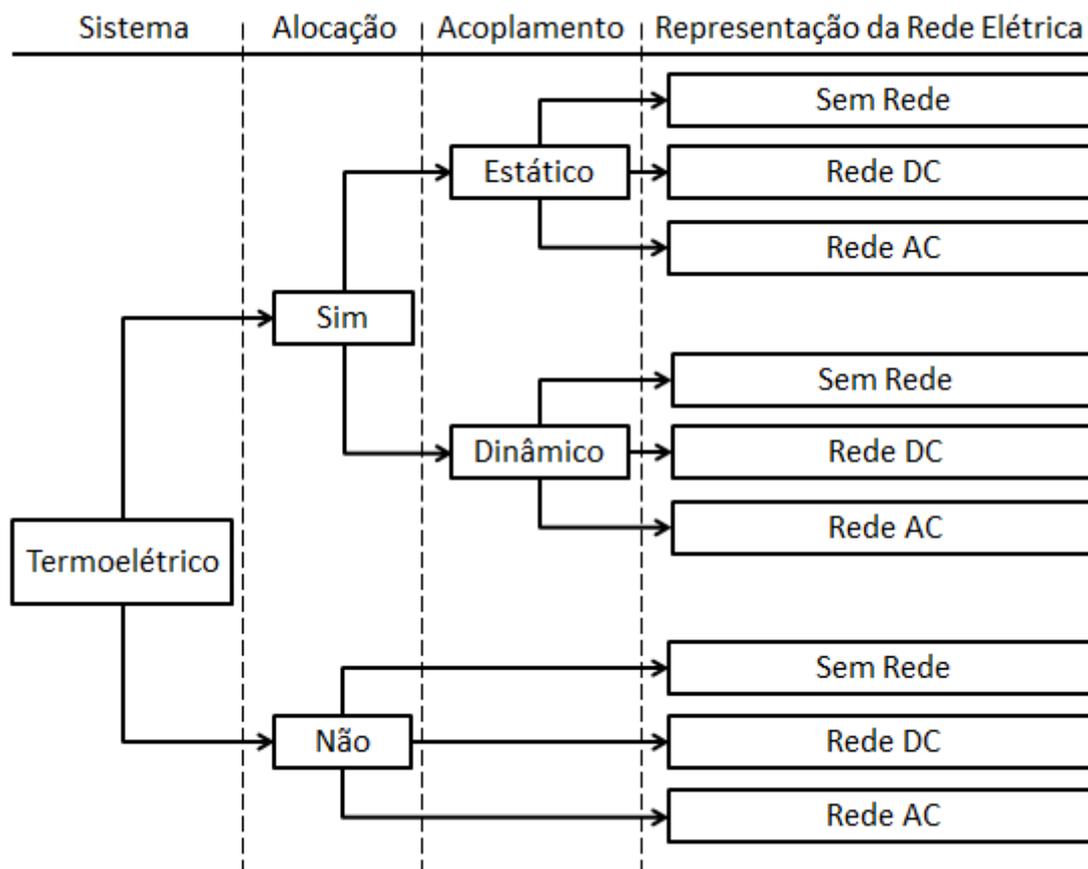
Este trabalho aborda especificamente a programação diária da operação de sistemas termoeletricos de geração, sendo as decisões referentes às tomadas de decisões de operação feitas em intervalos de uma hora por um período de até 24 horas.

3.2.2 Modelagem do Problema

Existem diversas variantes do problema relacionado à Programação Diária da Operação (PDO). Quando se tratam de usinas termoelétricas os sistemas se diferenciam em: tipo de acoplamento, alocação das unidades geradoras e representação das redes elétricas (DINIZ, 2007).

A Figura 6 apresenta as variantes do problema de programação diária da operação de sistemas termoelétricos segundo suas características.

Figura 6 - Características das variantes do problema de planejamento da operação



Fonte: Adaptada de Diniz (2007).

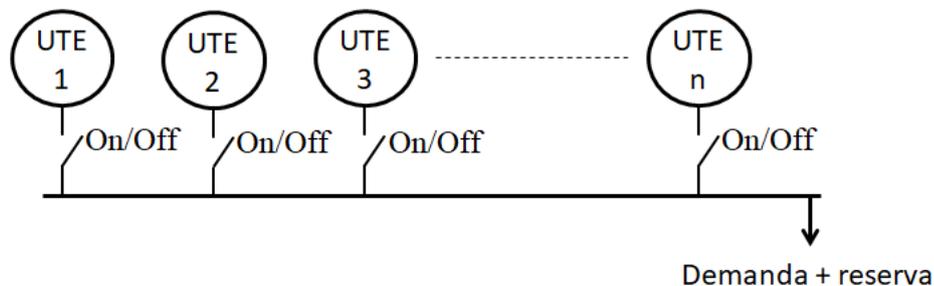
- **Alocação das unidades geradoras (status ligada/desligada):** O problema pode considerar que as unidades geradoras já estão alocadas, resumindo-se apenas ao problema de despacho econômico ou pode envolver a decisão de alocação. A este último dá-se o nome de modelo de *Unit Commitment*.
- **Acoplamento:** O problema é considerado estático quando leva em consideração apenas um período de tempo (hora), sem consideração do acoplamento entre as demais decisões do problema em geral. No acoplamento dinâmico todo o horizonte de tempo é considerado nas tomadas de decisões.

- **Consideração da rede elétrica:** O problema pode ou não considerar a modelagem da rede elétrica. Quando há a consideração da rede elétrica, a mesma pode ser modelada em sua forma DC ou AC.

O presente trabalho trata do modelo de programação diária da operação que não considera a alocação prévia das unidades, com acoplamento dinâmico e sem a consideração da rede elétrica.

O modelo que não considera os efeitos provenientes da modelagem da rede elétrica é conhecido como modelo de barra única, ou seja, toda a potência gerada na barra é consumida pela demanda da mesma barra. A Figura 7 mostra uma representação do problema em barra única.

Figura 7 - Modelagem do Thermal Unit Commitment em barra única.



Fonte: Produzida pelo autor.

3.2.3 Formulação do Problema

Segundo Hobbs *et al.*(1988) as restrições referentes ao problema de *Unit Commitment* podem ser divididas em dois tipos: (i) sistêmicas e (ii) locais. As primeiras, referentes ao problema como um todo, tornam-o mais complexo pelo acoplamento entre as diversas unidades de geração. Como exemplo de restrições sistêmicas estão as restrições de atendimento à demanda, reserva girante e limite de transmissão.

O segundo tipo de restrição compreende apenas o funcionamento local das unidades de geração. Nesse grupo encontram-se as restrições de canalização de geração, e de tempos mínimos de parada e partida. Nesses casos, apesar de se considerar apenas características individuais das unidades geradoras, algumas das restrições locais podem tornar o problema mais complexo por serem acopladas dinamicamente no tempo. Este acoplamento pode fazer com que uma decisão tomada em um determinado período impacte diretamente em períodos subsequentes ao planejamento.

Além das restrições citadas, existem ainda restrições referentes à modelagem do tipo de rede; restrições ambientais; restrições quanto a mistura de combustíveis; entre outras. Essa

complexidade na modelagem da programação diária da operação fazem dela um campo extenso de pesquisa.

Adiante apresenta-se a modelagem geral utilizada no problema de programação diária da operação de sistemas termoeletricos.

3.2.4 Função Objetivo

A Função Objetivo (FOB) representa o custo relacionado à programação da operação (1), e é composta pela soma de três custos distintos a serem minimizados. O primeiro deles é o custo relacionado à geração de cada unidade térmica em operação (C_1), obtido na equação (2). Além do custo de geração, a FOB leva em consideração os custos relacionados à parada (C_2) e partida (C_3) das unidades de geração.

O custo relacionado ao desligamento (CD) das unidades, ou custo de parada é geralmente nulo, desta forma, não há custo nenhum atribuído ao desligamento de uma UTE.

$$\text{Min FOB} = C_1 + C_2 + C_3 \quad (1)$$

$$C_1 = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{NG} [a_i + b_i \cdot P g_i(t) + c_i \cdot P g_i^2(t)] \cdot U_i(t) \quad (2)$$

$$C_2 = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{NG} C P_i(t) \cdot U_i(t) \cdot [1 - U_i(t - 1)] \quad (3)$$

$$C_3 = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{NG} C D_i(t) \cdot U_i(t - 1) \cdot [1 - U_i(t)] \quad (4)$$

Onde:

- T Número total de períodos do horizonte de operação (horas);
- NG Número total de unidades geradoras;
- a_i Componente constante do custo da unidade geradora i (\$/h);
- b_i Componente linear do custo da unidade geradora i (\$/MWh);
- c_i Componente quadrática do custo da unidade geradora i (\$/MW²h);
- $P g_i(t)$ Potência ativa gerada pela unidade térmica i (MW) no instante t ;
- $C P_i(t)$ Custo (\$) de partida da unidade geradora i no instante t ;
- $C D_i(t)$ Custo (\$) de desligamento da unidade geradora i no instante t ;

$U_i(t)$ Variável binária de decisão de operação (1) ou não (0) para a unidade geradora i no instante t .

O custo de partida (CP) de uma unidade termoelétrica de geração depende do número de horas que a mesma permaneceu fora de operação (T^{OFF}) antes de ser ativada e da decisão de se manter as caldeiras quentes ou não durante o período de desligamento. O custo de partida é dado por:

$$CP_i = \begin{cases} CP^f: T_i^{OFF} > TMD_i + csh_i \\ CP^q: TMD_i \leq T_i^{OFF} \leq TMD_i + csh_i \end{cases}$$

Onde:

T_i^{OFF} Número de horas que a unidade geradora i manteve-se desligada;

TMD_i Tempo mínimo de desligamento (horas) da unidade térmica i ;

csh_i Tempo de partida a frio (horas) da unidade térmica i ;

CP^f Custo de partida a frio (\$) da unidade geradora i ;

CP^q Custo de partida (\$) a quente da unidade geradora i ;

3.2.5 Restrição de balanço de potência

A restrição de balanço de potência para sistemas termoelétricos garante que toda potência gerada nas unidades em funcionamento será utilizada para o atendimento à demanda. Dessa forma, a equação que rege este comportamento é de igualdade para que nenhuma das UTEs produza energia de forma excedente, o que implicaria no aumento do custo de geração.

$$\sum_{i=1}^{NG} U_i(t) \cdot Pg_i(t) = Pl(t) \quad (5)$$

Sendo:

$Pl(t)$ Valor da demanda (MW) no instante t ;

Neste trabalho foram abordados casos nos quais além de fontes de energia termoelétricas, considerou-se também a geração de energia elétrica proveniente de fontes alternativas, como solar e eólica. A equação (5) de balanço de potência é então modificada para representação das fontes alternativas de geração.

A equação de balanço de potência que faz referência às gerações solares e eólica (6) é dada por:

$$\sum_{i=1}^{NG} U_i(t).Pg_i(t) + Eg(t) + S(t) = Pl(t) \quad (6)$$

Com:

$Eg(t)$ Potência fornecida pela fonte de energia eólica (MW);

$S(t)$ Potência fornecida pela fonte de energia solar (MW).

3.2.6 Restrição de reserva girante do sistema

Em alguns casos existe a necessidade de que haja no sistema uma potência reserva maior que a demanda prevista. Essa reserva girante é na maioria das vezes um percentual da demanda que fornece ao sistema segurança, caso haja aumento no consumo previsto. A reserva girante é capaz de garantir o atendimento dos requisitos de segurança caso uma ou mais unidades de geração fique fora de atividade. A equação que representa a reserva girante é dada pela desigualdade:

$$\sum_{i=1}^{NG} U_i(t).Pg_i^{max} \geq Pl(t) + rg(t) \quad (7)$$

Onde:

Pg_i^{max} Limite máximo de geração de potência ativa (MW) da unidade geradora i ;

$rg(t)$ Reserva girante (MW) no instante t ;

De maneira análoga ao ocorrido na equação de balanço de potência (6), a consideração de fontes renováveis no sistema de geração altera a restrição de reserva girante, resultando na equação (8):

$$\sum_{i=1}^{NG} U_i(t).Pg_i^{max} + Wg(t) + S(t) \geq Pl(t) + rg(t) \quad (8)$$

É importante salientar que em sistemas com consideração da rampa de geração em sua formulação a variável Pg_i^{max} antes fixa, fica condicionada ao tempo. Dessa forma, a potência gerada máxima será função da potência gerada no instante anterior somada ao valor máximo da rampa de geração.

3.2.7 Restrição de tempos mínimos de parada e partida

As restrições de tempos mínimos de parada e partida estão atreladas a fatores técnicos das unidades termoeletricas. Na maioria das vezes esses fatores estão ligados às características termodinâmicas do processo de geração, como mostrado nas equações a seguir.

$$T_i^{ON} \geq TMP_i \quad (9)$$

$$T_i^{OFF} \geq TMD_i \quad (10)$$

Onde:

T_i^{ON} Número de horas que a unidade geradora i está em operação;

TMP_i Tempo mínimo de partida (horas) da unidade geradora i ;

3.2.8 Restrições de limite de geração

Nesse tipo de restrição são considerados os valores máximos e mínimos na geração de potência ativa de cada unidade geradora. Os valores de potência mínima são, em alguns casos, considerados como uma porcentagem do valor da potência máxima:

$$Pg_i^{min} \leq Pg_i(t) \leq Pg_i^{max} \quad (11)$$

Com:

Pg_i^{min} Limite mínimo de geração de potência ativa (MW) da unidade geradora i ;

3.2.9 Restrições de rampa de geração

A restrição de tomada e retomada de carga é utilizada para incorporar ao problema da programação diária da operação as características da geração de energia elétrica por empreendimentos termoeletricos. Uma UTE possui características de geração que obedecem as leis da termodinâmica. Como a temperatura das caldeiras não se altera instantaneamente, a potência despachada pelas UTEs fica condicionada a um fator conhecido como rampa de

geração. A rampa de geração define qual deverá ser o valor máximo de incremento ou decremento da geração a cada período de tempo (hora), como mostram as equações abaixo.

$$Pg_i(t) - Pg_i(t - 1) \leq UR_i; \text{ Se } Pg_i(t) > Pg_i(t - 1) \quad (12)$$

$$Pg_i(t - 1) - Pg_i(t) \leq DR_i; \text{ Se } Pg_i(t - 1) > Pg_i(t) \quad (13)$$

Onde:

UR_i Capacidade máxima da rampa de subida da unidade i (MW)

DR_i Capacidade máxima da rampa de descida da unidade i (MW)

3.2.10 Restrições de rampa de partida e rampa de desligamento

Para melhor exemplificar as características termodinâmicas da geração termoelétrica é utiliza-se das restrições de rampa de partida e rampa de descida. A rampa de partida ocorre quando a unidade está desligada e entra em operação no período de tempo seguinte. A rampa de desligamento ocorre quando a unidade está em operação e deixa de funcionar no instante posterior, como mostra as equações a seguir.

$$Pg_i(t) \leq SUR_i; \text{ Se } U(t) = 1 \text{ e } U(t - 1) = 0 \quad (14)$$

$$Pg_i(t - 1) \leq SDR_i; \text{ Se } U(t - 1) = 1 \text{ e } U(t) = 0 \quad (15)$$

Onde:

SUR_i Capacidade máxima da rampa de partida da unidade i (MW)

SDR_i Capacidade máxima da rampa de desligamento da unidade i (MW)

3.2.11 Geração conjunta de fontes renováveis

Apesar deste trabalho tratar da programação diária da operação de sistemas termoelétricos, realizou-se simulações onde uma ou mais fontes de energia renovável foram inseridas ao problema da programação diária da operação. O intuito desta abordagem foi observar como a metodologia proposta resolve a programação diária da operação quando existe outro tipo de geração que não seja a termoelétrica.

As fontes renováveis foram tratadas como fontes sem custos e por este motivo sempre que possível foram utilizadas no atendimento à demanda antes da utilização da geração termoelétrica.

3.2.12 Incerteza na geração eólica

Para representar a dificuldade na previsão e intermitência decorrentes da geração de energia por fontes eólicas, foi proposto neste trabalho um estudo baseado em múltiplos cenários. Foram utilizadas duas abordagens distintas para obtenção do planejamento diário da operação considerando incertezas na geração. A primeira proposta de solução considerou a mediana de geração eólica a partir de distintos cenários de geração para obtenção do planejamento diário da operação, denominado assim de M-HSCA (Median Hybrid Sine Cosine Algorithm).

A segunda proposta de consideração de incertezas na geração eólica foi a aplicação da matriz de distribuição de probabilidade ou probability distribution function (PDF) aos cenários considerados. A utilização da PDF permitiu a obtenção de uma matriz de decisões de operações que mostrou a probabilidade das UTEs estarem em operação ao longo do período planejado. Tal técnica foi também utilizada em outros trabalhos difundidos na literatura como o apresentado por Osório *et al.* (2015). A utilização da matriz PDF associada à técnica proposta neste trabalho é denominada PDF-HSCA.

A formulação bem como os resultados da aplicação das duas técnicas supracitadas podem ser apreciadas no capítulo 7, de estudo de casos.

3.2.13 Outras restrições

Todas as restrições descritas nas seções anteriores foram abordadas nos trabalhos analisados neste trabalho. É importante salientar que além destas, existem muitas outras restrições e considerações que podem ser atribuídas à programação diária da operação.

A Tabela III mostra de forma resumida as restrições que foram ou não utilizadas neste trabalho. No capítulo referente ao estudo de caso foram apresentados distintos sistemas termoelétricos de geração propostos na literatura e as respectivas restrições e considerações atribuídas aos mesmos.

Tabela III - Restrições e considerações abordadas nos sistemas em estudo

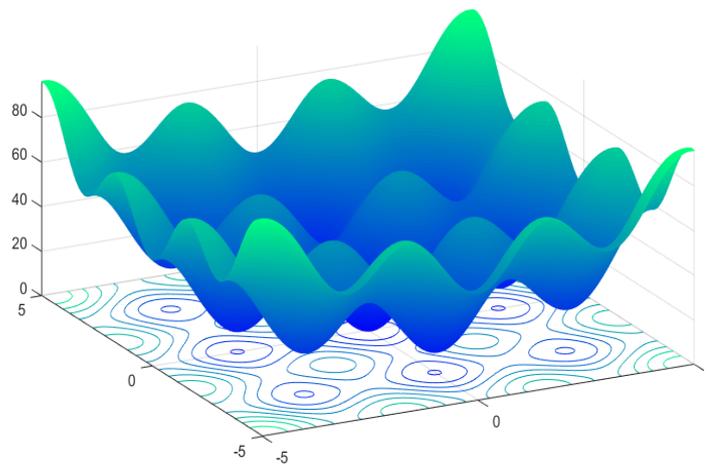
Reserva Girante	Tempo Mínimo de Parada e Partida	Limite de Geração	Rampa de Geração	Rampa de Partida	Transmissão	Múltiplos Combustíveis	Zona Proibitiva	Energias Renováveis
Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Não	Não	Não	Sim

3.3 DIFICULDADES DO PROBLEMA

A programação diária da operação pode ser classificada como um problema de programação não linear inteira mista (PNLIM), cujas principais características que dificultam sua resolução são:

- **Região de solução não convexa:** Existe um grande número de possíveis soluções que em sua maioria fazem os algoritmos tenderem a mínimos locais (VIANA *et al.*, 2003). A figura 8 mostra um exemplo de função multimodal de região não convexa denominada “*egg-crate*”.

Figura 8 - Função *egg-crate* de região de solução não convexa.



Fonte: Produzida pelo autor.

- **Natureza combinatória de decisões:** Por ser um problema combinatório, o número de possíveis soluções torna inviável sua resolução por enumeração exaustiva devido ao alto custo computacional (KERR *et al.*, 1966). Além disso, cada unidade de geração pode estar ligada ($U = 1$) ou desligada ($U = 0$), existindo, então, para cada unidade duas possibilidades de estado operativo. As possíveis combinações de planejamento da operação são dadas por $2^{NG \times T}$. A Tabela IV mostra o número total de combinações em diferentes sistemas abordados na literatura.

Tabela IV - Número de combinações de soluções em diferentes sistemas termoeletricos

Nº de UTES (NG)	Período (T)	Nº de combinações
4	8	4,295e+09
10	24	1,767e+72
20	24	3,122e+144
40	24	9,745e+288

- **Natureza dinâmica do processo de decisão:** Algumas características como os tempos mínimos de parada e partida de cada unidade fazem com que o número de combinações possíveis seja reduzido e variável. Decisões de operações tomadas causam condicionamento de decisões em períodos futuros.

3.4 CONCLUSÕES

O presente capítulo apresentou a definição do problema da programação diária da operação. Foram abordadas as variantes do problema quanto à consideração ou não de: redes, alocação e acoplamento. Posteriormente apresentou-se a modelagem específica do problema para sistemas termoeletricos, suas restrições e considerações. Por fim, foram expostas características particulares do problema que dificultam sua solução por meio de modelos matemáticos clássicos.

CAPÍTULO IV

LISTA DE PRIORIDADE

4.1 INTRODUÇÃO

Em 1959 foi proposta por Baldwin *et al.* (1959) uma metodologia que considerava todas as unidades de geração em operação. As unidades que produziam energia excedente eram retiradas de operação. A metodologia utilizava uma lista de prioridade para determinar quais unidades poderiam sair de operação, baseadas no custo de geração, sem que o atendimento à demanda fosse prejudicado.

A utilização de algoritmos baseados em lista de prioridade na solução da programação diária da operação é muito abordada na literatura especializada. Algumas técnicas utilizam da lista de maneira a encontrar uma solução inicial factível que tenha um reduzido custo de programação, estas soluções são então refinadas em soluções com custos ainda menores .

Em trabalhos mais recentes as listas de prioridades são utilizadas como informações heurísticas na busca de melhores soluções da programação diária da operação de sistemas termoelétricos.

4.2 ALGORITMO BASEADO EM LISTA DE PRIORIDADE

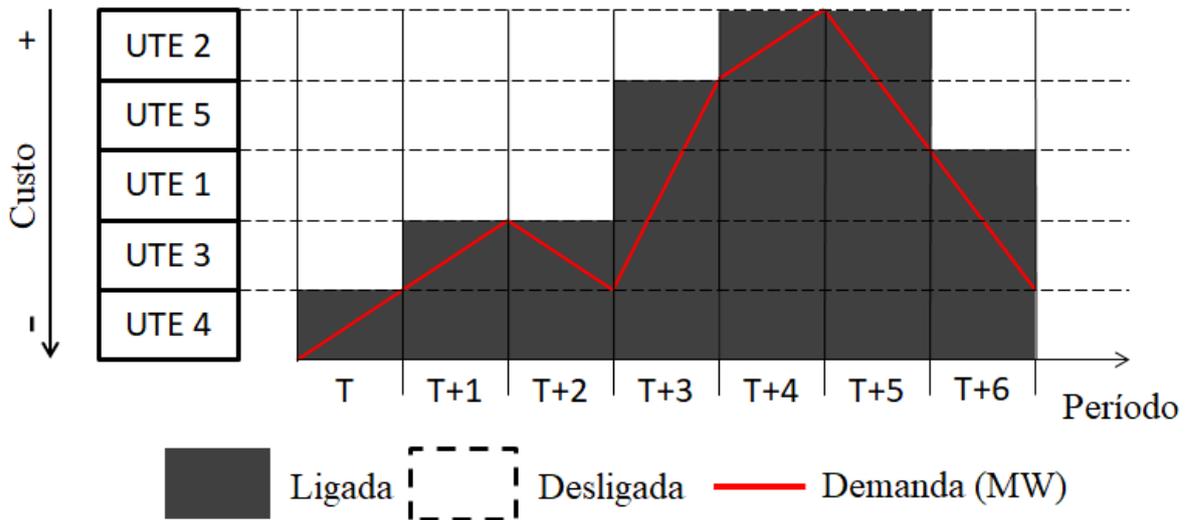
O algoritmo baseado em lista de prioridade aplicado ao problema de *Thermal Unit Commitment* tem por objetivo a determinação das unidades geradoras operacionais em cada período de tempo, para que as restrições de atendimento a demanda e reserva sejam cumpridas. As unidades geradoras são ranqueadas em uma lista de prioridade baseada em aspectos econômicos, muitas vezes associados à eficiência de cada unidade de geração. As unidades são colocadas em operação até que a demanda horária seja atendida. A redução da demanda ocasiona a retirada das unidades de geração em ordem contrária a da lista de prioridade. Assim, as unidades de geração menos eficientes deixam de fazer parte do planejamento.

Abaixo encontra-se a Tabela V que mostra um exemplo de lista de prioridade. A seguir apresenta-se a Figura 9 que utiliza a lista apresentada na Tabela V para ilustrar a dinâmica proposta pelo algoritmo baseado em lista de prioridade.

Tabela V - Exemplo de lista de prioridade.

Prioridade	1 ^a	2 ^a	3 ^a	4 ^a	5 ^a
Unidade Geradora	UTE 4	UTE 3	UTE 1	UTE 5	UTE 2

Figura 9 - Exemplo de atendimento à demanda via algoritmo de lista de prioridade.



Fonte: Produzida pelo autor

Na Figura 9 a demanda do período “T” é atendida pela ativação da UTE 4. No período “T+1” como a demanda é maior que a capacidade de geração da UTE 4, a UTE 3 é então colocada em atividade, segundo a lista de prioridade da Tabela V. Já no instante “T+6” a redução da demanda é suficiente para que haja o desligamento das unidades termoeletricas dois e cinco, respectivamente, seguindo a ordem inversa à lista de prioridades da Tabela V.

O algoritmo de lista de prioridade foi proposto como alternativa ao processo de enumeração exaustiva para reduzir o esforço computacional. Mesmo com a melhoria das ferramentas computacionais, a lista de prioridade ainda é uma das técnicas mais empregadas na resolução do problema de *Thermal Unit Commitment* por apresentar característica como: robustez, simplicidade, garantia de factibilidade das soluções e baixo esforço computacional.

As listas de prioridades por apresentarem bons resultados e facilidade na implementação são utilizadas de maneira conjunta com outros algoritmos como a heurística. Essas listas são empregadas desde a inicialização de soluções e até mesmo na garantia de factibilidade das mesmas.

Existem diversos algoritmos que utilizam a lista de prioridade para solução do problema da programação diária da operação. Alguns exemplos foram apresentados no Capítulo 2 desta dissertação.

As principais diferenças entre os trabalhos que utilizaram lista de prioridade foram quanto aos índices utilizados e a forma como foram tratadas as restrições inerentes ao problema de UC na formação das ordens de mérito.

4.3 ORDEM DE MÉRITO

Os índices de sensibilidade (IS) utilizados na criação de lista de prioridades podem ser baseados em características técnicas e/ou econômicas, que ranqueiam as unidades de geração através de uma ordem de mérito.

No planejamento da operação de sistemas termoeletricos o principal ponto de interesse é a redução dos custos relacionados às UTEs. Dessa forma, deve-se analisar qual o impacto da atuação de cada unidade de geração na FOB.

Os índices de sensibilidade apesar de apontar quais unidades se mostram mais econômicas, não possui capacidade de previsão global. Dessa forma, os índices apenas baseiam-se nas características individuais de cada unidade (MOMOH, 2005).

Existem diversos índices utilizados na ordenação de unidades geradoras e alguns deles são apresentados a seguir.

4.3.1 Ordem de mérito A (OMA)

A lista de prioridade ou ordem de mérito A é obtida através da equação de custo médio de geração a plena carga (BURNS; GIBSON, 1975).

$$OMA = \frac{a_i + b_i \cdot Pg_i^{max} + c_i \cdot (Pg_i^{max})^2}{Pg_i^{max}} \quad (16)$$

O custo médio de geração a plena carga não leva em consideração a demanda do sistema, sendo utilizado por muitos autores como estratégia para obtenção de soluções iniciais factíveis em metodologias com maior grau de complexidade.

4.3.2 Ordem de mérito B (OMB)

Aplicando-se a derivada da função custo operacional (CO) (17) em relação a potência gerada Pg é possível obter a função de custo marginal de produção, neste trabalho atribuída a ordem de mérito B. A equação derivada da curva do custo operacional é uma função linear da potência média gerada por cada unidade.

O custo marginal (18) de operação foi utilizado por (PANG; CHEN, 1976) para decisão de qual unidade deveria entrar em operação para atendimento à demanda. A ordem de mérito B também não considera em sua formulação os impactos da variação da demanda, baseando-se apenas nas características econômicas das unidades geradoras em análise.

$$CO = a_i + b_i \cdot Pg_i + c_i \cdot Pg_i^2 \quad (17)$$

$$OMB = \left. \frac{dCO}{dPg_i} \right|_{Pg_i = Pg_i^{med}}$$

$$OMB = b_i + 2c_i \cdot Pg_i^{med} \quad (18)$$

Onde:

Pg_i^{med} Potência ativa média gerada na unidade i (MW);

4.3.3 Ordem de mérito C (OMC)

A ordem de mérito C, diferentemente das duas anteriormente apresentadas, leva em consideração a demanda variável do sistema. Dessa forma, a OMC pode possuir ordens de mérito distintas para cada período do planejamento.

Para obtenção do índice OMC todas as unidades geradoras são colocadas em operação. É verificado então o despacho de potência ativa de cada uma das unidades geradoras. A potência despachada é denominada potência ótima (Pg_i^{otm}). A partir disso, é possível conhecer o impacto da geração de cada unidade em cada um dos períodos do horizonte de estudo.

A potência ótima é utilizada na função custo médio de geração para obtenção do índice de sensibilidade, de acordo com a equação abaixo:

$$OMC = \frac{a_i + b_i \cdot Pg_i^{otm}(t) + c_i \cdot (Pg_i^{otm}(t))^2}{Pg_i^{otm}(t)} \quad (19)$$

Onde:

$Pg_i^{otm}(t)$ Potência ativa ótima gerada pela unidade i no instante t (MW);

4.3.4 Ordem de mérito D (OMD)

Baseada em multiplicadores de *Lagrange* a ordem de mérito D foi proposta por Silva Junior (2006) para encontrar os índices de sensibilidade de cada unidade geradora levando-se

em consideração todos os custos relacionados a produção de energia, bem como a demanda horária do sistema. A técnica concebida por Silva Junior utiliza uma Função de Decisão de Operação (FDO). A FDO assume valores contínuos no intervalo $[0,1]$ como tomada de decisões de operação. Para representar este comportamento, o autor utilizou a função do tipo sigmoidal.

Com todas as unidades fora de operação é realizada a inserção de uma unidade geradora de alto custo ao conjunto de unidades geradoras. Posteriormente, é obtido um multiplicador de *Lagrange* para cada unidade. Este multiplicador está diretamente relacionado ao fato da eminente ativação de uma unidade geradora como alternativa da utilização da unidade fictícia de alto custo. Resumidamente, os multiplicadores atribuídos a cada unidade de geração representam o impacto na redução do custo de operação de cada uma das unidades nos períodos planejados.

A Matriz de Sensibilidade (MS) representa a tendência de ativação de cada unidade. Os multiplicadores de *Lagrange* obtidos possuem valores negativos o que representa uma redução no valor da FOB.

$$MS = \begin{vmatrix} \pi_{u1}(t) & \pi_{u2}(t) & \dots & \pi_{uN}(t) \\ \pi_{u1}(t+1) & \pi_{u2}(t+1) & \dots & \pi_{uN}(t+1) \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \pi_{u1}(T) & \pi_{u2}(T) & \dots & \pi_{uN}(T) \end{vmatrix}$$

Onde:

MS Matriz de sensibilidade;

$\pi_{ui}(t)$ Multiplicador de *Lagrange* da unidade i na hora t ;

T Número total de horas consideradas no planejamento;

N Número total de unidades geradoras consideradas no planejamento.

Através da análise de todos os índices apresentados verifica-se características distintas em cada um deles. Entre as principais diferenças estão: a consideração ou não da parcela constante do custo de operação das unidades e a influência da demanda na obtenção dos índices.

A Tabela VI apresenta as ordens de mérito descritas anteriormente bem como suas considerações quanto a variação de carga $Pl(t)$ e custo constante a_i .

Tabela VI - Características consideradas na obtenção das ordens de mérito.

Ordem de Mérito	Variação da carga - $Pl(t)$	Custo constante - a_i
OMA	Não Considera	Considera parcialmente
OMB	Não Considera	Não considera
OMC	Considera Parcialmente	Considera parcialmente
OMD	Considera	Considera

4.4 CONCLUSÕES

O presente capítulo abordou os aspectos da metodologia baseada em listas de prioridades na solução do *Unit Commitment*.

Foram apresentadas quatro ordens de mérito baseadas em distintos índices encontrados na literatura especializada. A utilização da lista de prioridade justifica-se visto a técnica possuir fácil implementação, robustez e baixo esforço computacional. Tais características fizeram com que a metodologia fosse utilizada em conjunto com o algoritmo estocástico seno e cosseno para criação da metodologia proposta neste trabalho.

CAPÍTULO V

ALGORITMO DE OTIMIZAÇÃO ESTOCÁSTICO

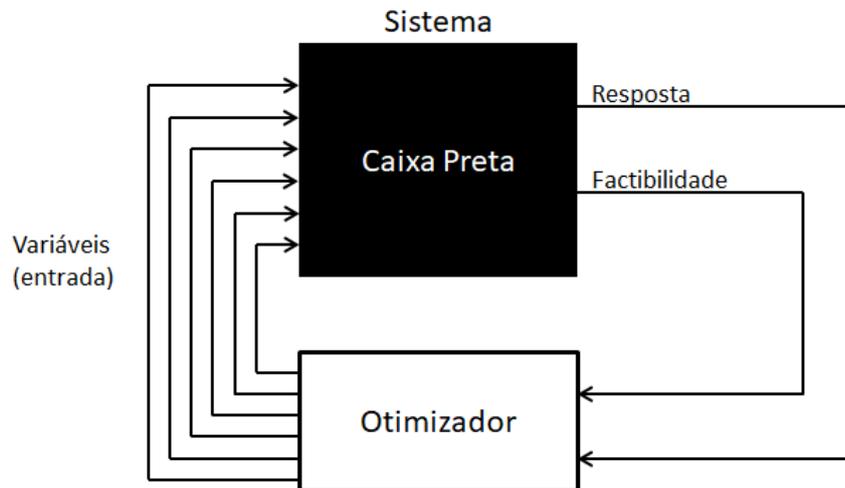
5.1 INTRODUÇÃO

Em problemas de otimização com amplo espaço de busca a principal barreira relaciona-se diretamente à explosão combinatória de soluções. Esse fator faz com que técnicas convencionais de otimização, baseadas em derivadas, possam levar a soluções ditas ótimos locais. Para que não ocorra o fenômeno de estagnação em uma solução não-ótima, emprega-se uma solução proposta na literatura que compreende a utilização de algoritmos estocásticos de otimização.

A otimização por algoritmo estocástico trata o problema como uma modelagem em “caixa-preta” (DROSTE *et al.*, 2006), ou seja, não há necessidade de saber a derivada do modelo matemático. Ainda na modelagem em caixa-preta (Figura 10) os parâmetros de entrada ou variáveis são avaliados por uma função objetivo. Verifica-se também se as restrições referentes ao problema em análise são atendidas. Quando a resposta obtida pelo modelo atende a todas as restrições, diz-se que o sistema é factível. A resposta ou saída é avaliada dependendo do tipo de problema a ser otimizado (maximizar ou minimizar) e as variáveis de entrada são ajustadas de acordo com a técnica de otimização utilizada.

Nos algoritmos estocásticos os parâmetros de entrada sofrem alterações randômicas, o que permite que as variáveis explorem um amplo espaço de busca.

Figura 10 - Modelagem em “caixa preta”.



Fonte: Adaptada de Mirjalili (2016)

Os algoritmos estocásticos podem ser classificados quanto a sua inspiração e quanto ao número de soluções aleatórias criadas a cada etapa do processo iterativo. Quanto à inspiração, os algoritmos podem ser do tipo: baseado em inteligência populacional; evolução; processos físicos e químicos; comportamento humano; entre muitos outros. Quanto ao número de soluções aleatórias os algoritmos estocásticos podem: possuir apenas uma solução, que a cada iteração sofre alterações individuais; ou possuir várias soluções aleatórias as quais são melhoradas ao longo do processos iterativos.

Muitos são os algoritmos estocásticos utilizados na programação diária da operação, dentre os quais podem ser destacados: *Ant Colony Optimization*, *Genetic Algorithm* e *Particle Swarm Optimization*.

Neste capítulo apresenta-se o algoritmo de otimização estocástica inspirado em funções matemáticas, conhecido como Seno Cosseno, foco deste trabalho.

5.2 ALGORITMO SENO COSSENO

O Algoritmo proposto por Mirjalili (2016), denominado “*Sine Cosine Algorithm*” (SCA), faz parte do grupo de algoritmos estocásticos de otimização, sendo baseado nas funções trigonométricas seno e cosseno.

O SCA faz parte do grupo de técnicas de otimização que utilizam informações oriundas de um grupo de soluções ou população para encontrar o ótimo global. Algoritmos deste tipo possuem a vantagem de “caminhar” em direção ao ótimo global através de informações compartilhadas entre as soluções. Em algoritmos compostos por apenas uma

solução inicial, existe a possibilidade de convergência prematura para uma solução ótima local. No caso de algoritmos populacionais, por haver mais soluções distribuídas ao longo do espaço de busca, as chances de se ter uma solução próxima a uma solução ótima global é maior.

A Figura 11a mostra a dinâmica de um algoritmo composto por uma solução inicial do problema de minimização, e na Figura 11b é possível observar a dinâmica de múltiplas soluções iniciais para o mesmo espaço de busca.

Figura 11a - Dinâmica do algoritmo estocástico composto por uma única solução inicial

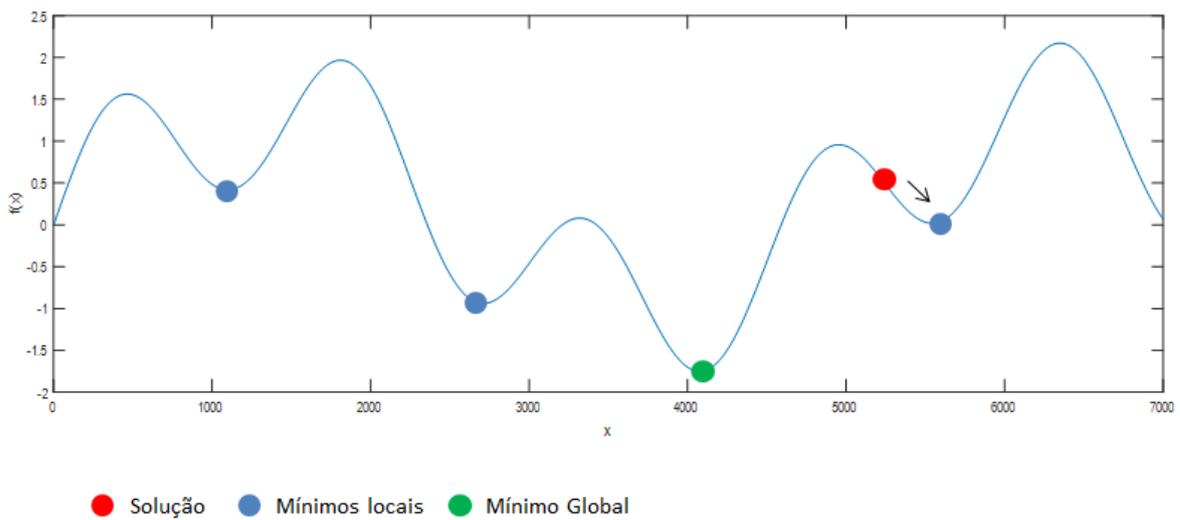
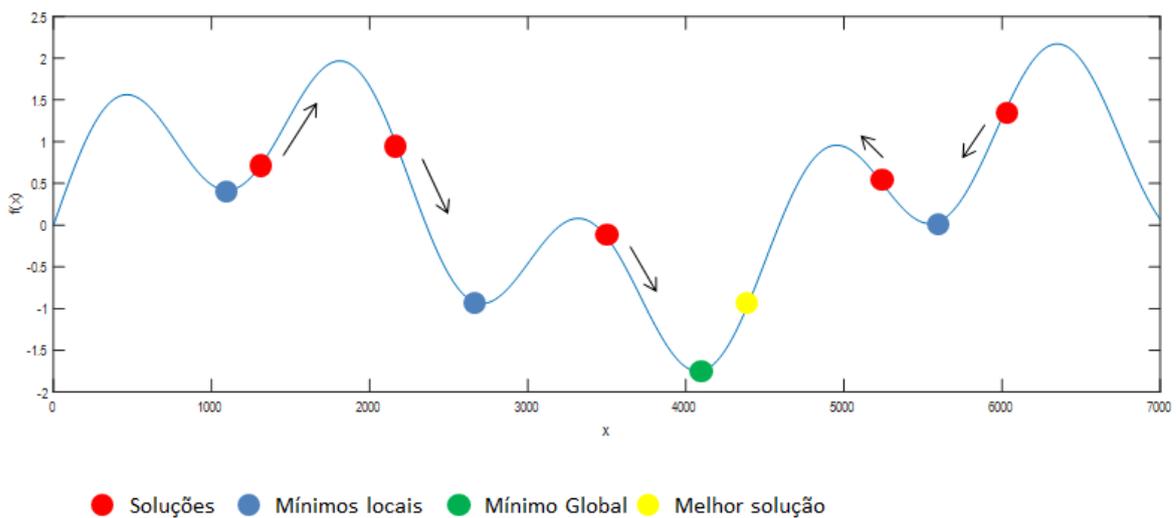


Figura 11b - Dinâmica do algoritmo estocástico populacional.



Fonte: Produzida pelo autor

Na Figura 11a, aplicando-se algoritmos baseado em derivadas, existe uma grande chance de convergência para o ponto de mínimo local mais próximo. Já na Figura 11b, com mais soluções, existe uma maior probabilidade de convergência para o mínimo global.

O algoritmo SCA, como outros algoritmos estocásticos populacionais, possui capacidade de busca pela solução ótima dividida em etapas de busca global e busca local. Na busca global as aleatoriedades atribuídas às variáveis do algoritmo são maiores, a fim de contemplar uma maior área de busca. Na etapa de busca local as aleatoriedades são reduzidas para que o espaço de busca limite-se à vizinhança da melhor solução até o instante avaliado.

O algoritmo SCA atualiza suas soluções baseado na posição (variáveis) da melhor solução. A atualização das posições das soluções (X_i), em relação à melhor solução (P_i), é dada pelas equações (20) ou (21) a seguir:

$$X_i^{t+1} = X_i^t + r_1 \cdot \sin(r_2) \cdot |r_3 \cdot P_i^t - X_i^t| \quad (20)$$

$$X_i^{t+1} = X_i^t + r_1 \cdot \cos(r_2) \cdot |r_3 \cdot P_i^t - X_i^t| \quad (21)$$

Onde:

- X_i^t Posição da solução i na iteração t ;
- X_i^{t+1} Posição atualizada da solução i na iteração $t+1$;
- P_i^t Posição da melhor solução i na iteração t ;
- r_1, r_2 e r_3 Valores aleatórios.

A variável r_4 designa qual das equações (seno ou cosseno) deverá ser utilizada na atualização de posição sendo r_4 um valor aleatório no intervalo $[0,1]$. Desta forma:

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} X_i^t + r_1 \cdot \sin(r_2) \cdot |r_3 \cdot P_i^t - X_i^t|, & r_4 < 0,5 \\ X_i^t + r_1 \cdot \cos(r_2) \cdot |r_3 \cdot P_i^t - X_i^t|, & r_4 \geq 0,5 \end{cases}$$

A principal desvantagem dos algoritmos computacionais está relacionada à complexidade de ajuste dos parâmetros inerentes à utilização dos mesmos. O SCA possui apenas quatro parâmetros de ajuste, r_1, r_2, r_3 e r_4 . O parâmetro r_1 é responsável por fornecer a nova região de busca da solução X_i^{t+1} . Valores de r_1 muito grandes fazem com que o movimento da solução em análise indique regiões afastadas da melhor solução vigente P_i^t .

O parâmetro r_2 descreve o sentido de movimento da solução através do argumento utilizado nas funções seno ou cosseno. Através do parâmetro r_3 é possível ajustar o impacto da melhor posição P_i^t no espaço de busca das soluções. Valores de $r_3 > 1$ aumentam o

campo de busca no espaço de soluções. Para $r_3 \leq 1$ mantém-se a busca em uma região próxima da melhor solução encontrada P_i^t .

Para que o SCA efetue a busca global nas primeiras iterações e busca local ao final do processo iterativo, o parâmetro r_1 é equacionado como função do número máximo de iterações, sendo fornecido pela equação (18).

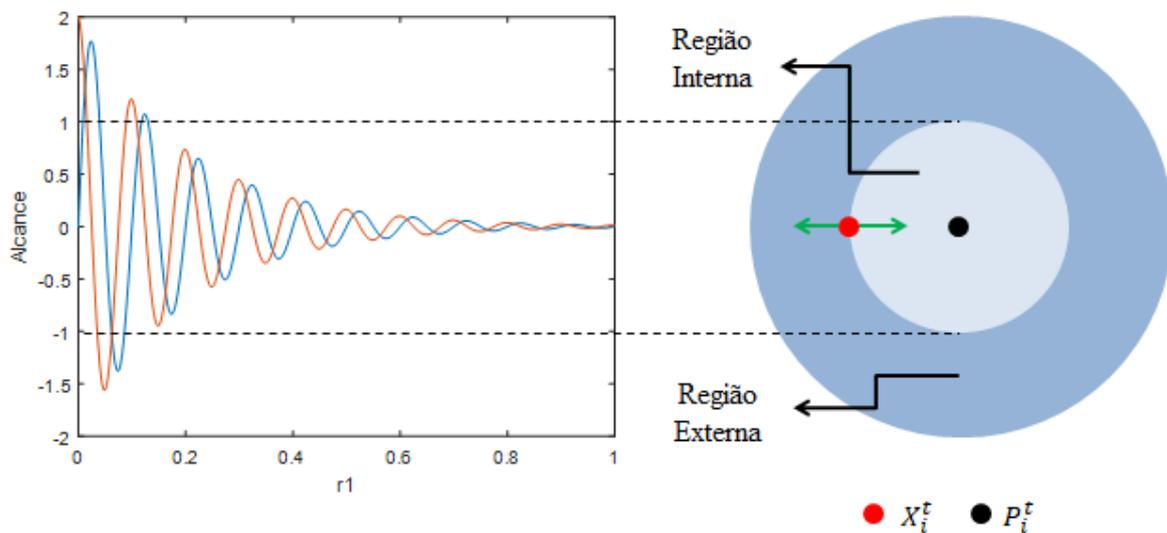
$$r_1 = \alpha - (\alpha * \frac{t}{T}) \quad (22)$$

Onde:

- α Constante dependente do tipo de problema;
- t Iteração atual;
- T Número máximo de iterações.

A dinâmica de busca proposta pelo SCA pode ser explicada com o auxílio da Figura 12, abaixo.

Figura 12 - Dinâmica de atualização do algoritmo SCA.



Fonte: Adaptada de Mirjalili (2016).

Quando os valores da amplitude de busca são maiores que um, a região de deslocamento da solução X_i^t ocorre em direção à região externa da melhor solução P_i^t . Quando o alcance da amplitude é menor ou igual a um, a região de busca passa a ser a interna, e mais próxima da região onde encontra-se a melhor solução P_i^t .

A dinâmica atribuída ao parâmetro r_1 faz com que nas primeira iterações a busca aconteça de forma global e ao final do processo iterativo ocorra a busca local. É importante

salientar ainda que a utilização da função seno e cosseno permite que a solução vigente X_i^t caminhe em direção à melhor solução ou em direção oposta a mesma, como indicado na Figura 12.

O algoritmo SCA busca o ótimo global através do processo iterativo que segue os passos do pseudocódigo abaixo.

Inicializa uma população de soluções (X)

Enquanto $t < t_{máx}$ faça:

Avalia cada solução (X) através da função objetivo

Seleciona a melhor solução da população ($P = X^*$)

Atualiza os parâmetros, r_1 , r_2 , r_3 e r_4

Atualiza as soluções segundo a equação (20) ou (21)

Retorna a melhor solução (P) como ótimo global

O algoritmo SCA possui simples implementação e poucos parâmetros de ajuste, o que torna essa metaheurística atrativa na resolução de diversos tipos de problema de otimização. Características como diferenciação das etapas de busca global e local e modelagem em caixa-preta fazem do algoritmo uma alternativa na solução do *Thermal Unit Commitment*.

5.3 APLICAÇÃO DO SCA AO *THERMAL UNIT COMMITMENT*

Inicialmente o algoritmo SCA foi proposto para problemas contínuos. O problema de *Thermal Unit Commitment* refere-se a otimização das decisões de operação das unidades de geração termoelétricas, que são necessariamente decisões binárias. Neste sentido, foi proposta uma aproximação para que o algoritmo pudesse trabalhar com valores binários referentes às decisões de operação das unidades geradoras.

As unidades termoelétricas podem estar em funcionamento ($U=1$) ou desligadas ($U=0$). Dessa forma, cada solução do *Thermal Unit Commitment* refere-se à matriz de decisões das unidades de geração ao longo do período de planejamento. As soluções X_i^t que representam as decisões de operação são do tipo matrizes, onde o número de linhas representa o horizonte de estudo e o número de colunas está relacionado ao número de UTEs. Dessa forma, uma solução X_i^t é composta por $NG \times T$ (número de unidades geradoras x horizonte de tempo), variáveis binárias, denominadas decisões de operação. A tabela VII apresenta um exemplo de solução X_i^t de um sistema composto por 3 UTEs em um período de 4 horas.

Tabela VII - Exemplo de matriz de decisões.

	UTE 1	UTE 2	UTE 3
Hora 1	1	0	1
Hora 2	1	1	1
Hora 3	0	0	1
Hora 4	0	0	1

A aplicação do SCA ao *Thermal Unit Commitment* implica na atualização de cada uma das decisões de operação de uma solução (X) em relação às decisões de operação fornecidas na matriz de decisões da melhor solução (P), através das equações (20) ou (21). Para ajuste dos valores contínuos em variáveis binárias as soluções referentes às decisões que forem diferentes dos valores binários 0 ou 1 são ajustadas como segue:

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} 0, & X_i^{t+1} < 0,5 \\ 1, & X_i^{t+1} \geq 0,5 \end{cases}$$

5.4 CONCLUSÕES

No presente capítulo foram apresentadas as características dos algoritmos estocásticos, bem como suas vantagens e desvantagens em relação a métodos clássicos de otimização.

O algoritmo SCA foi explicado em sua forma de concepção, mostrando-se uma promissora ferramenta de otimização de problemas multimodais.

Por ser concebido para problemas contínuos um ajuste na resposta final foi proposto para que o algoritmo fosse utilizado na solução do problema de *Thermal Unit Commitment*.

CAPÍTULO VI

METODOLOGIA PROPOSTA - HSCA

6.1 INTRODUÇÃO

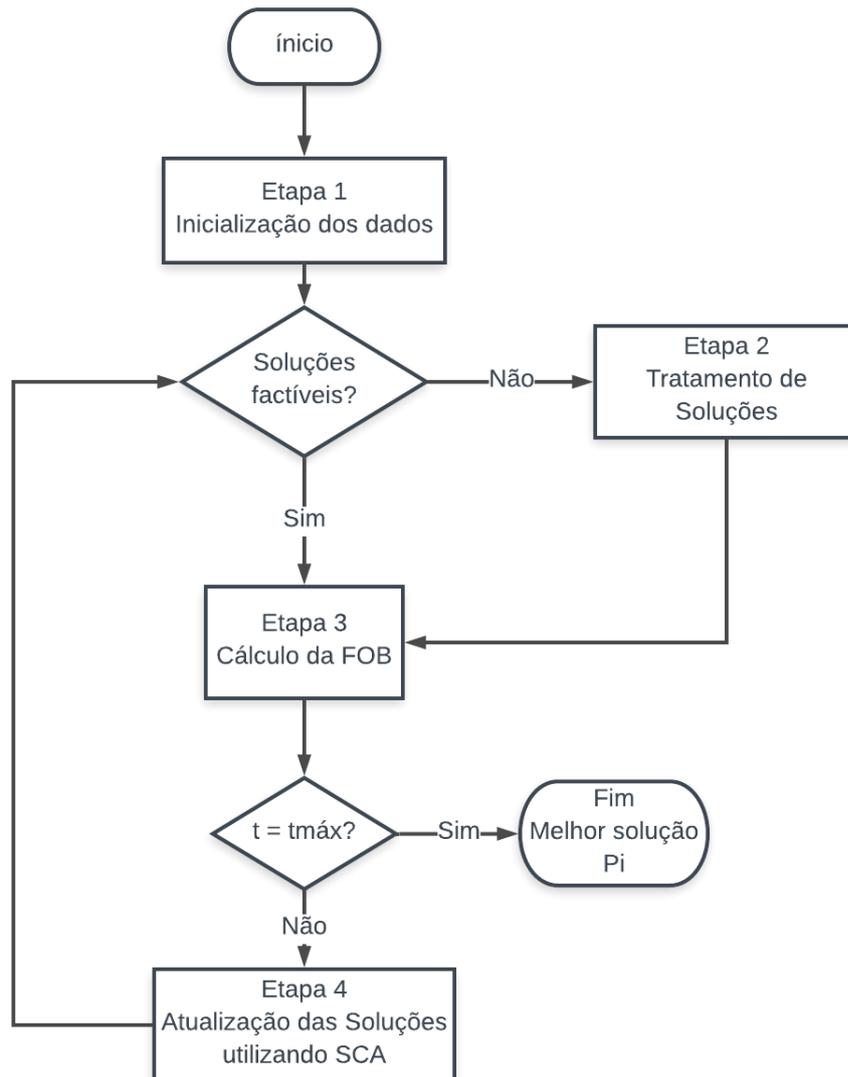
Como apresentado nos capítulos anteriores, o problema relacionado à programação diária da operação de sistemas termoeletricos é complexo, pois além de uma redução de custos através da otimização do despacho econômico faz-se necessário otimizar as decisões de operação das unidades geradoras.

A metodologia proposta neste trabalho se encarrega da otimização do *Thermal Unit Commitment* através da aplicação do algoritmo seno cosseno em conjunto com a habilidade de garantia de factibilidade das listas de prioridades. O modelo híbrido combina as vantagens das duas técnicas para decidir qual a melhor configuração do planejamento da operação de todas as UTES ao longo do horizonte em estudo. O cálculo do despacho econômico é obtido através da aplicação de métodos de otimização de programação não linear à matriz de operação factível, obtida pelo modelo híbrido aqui proposto HSCA (*Hybrid Sine Cosine Algorithm*).

6.2 ALGORITMO PROPOSTO

A Figura 13 a seguir mostra o fluxograma de aplicação do HSCA na programação diária da operação de sistemas termoeletricos de geração. O algoritmo é subdividido em 4 etapas principais as quais serão detalhadas ao longo deste capítulo.

Figura 13 - Fluxograma do algoritmo proposto



Fonte: Produzida pelo autor.

Etapa 1 – Inicialização dos dados

Na etapa 1 foram definidos os dados iniciais do algoritmo proposto. Cada indivíduo da população inicial foi representado por uma matriz $NG \times T$ contendo as decisões de operação de cada unidade de geração em todo o horizonte de planejamento.

As soluções iniciais foram geradas de forma aleatória, podendo assumir os valores: “0”, quando a unidade está fora de operação; ou “1” quando a mesma está operando.

Um exemplo de matriz de decisões representada por uma solução (X_i) qualquer pode ser observado na Tabela VII do capítulo anterior.

Foi proposto ainda que pelo menos uma das soluções iniciais fosse composta de decisões de não operação. Dessa forma, nessa solução a garantia de factibilidade será dada pela própria ordem de mérito.

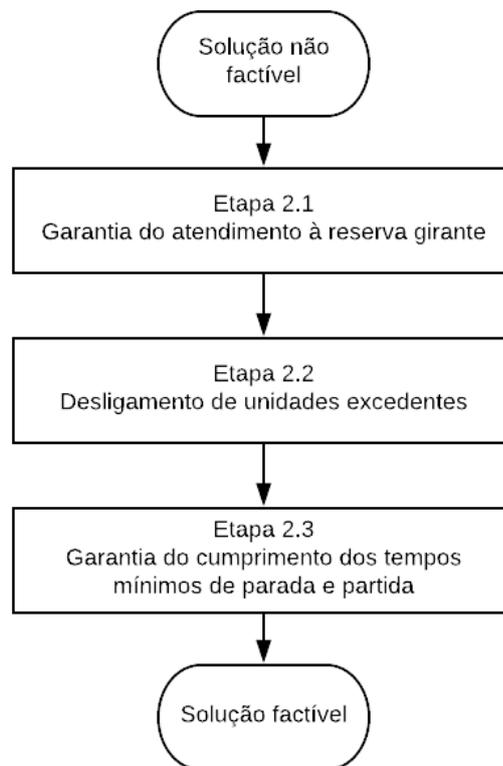
O valor escolhido para número máximo de iterações ($t_{m\acute{a}x}$) influencia diretamente a dinâmica de busca do HSCA. Quanto maior o valor designado a $t_{m\acute{a}x}$ maior será a probabilidade de se encontrar melhores soluções, porém, este aumento causa um esforço computacional maior.

A etapa 1 ocorreu apenas uma vez durante a execução do algoritmo. Ao término dessa etapa verificou-se a factibilidade das soluções iniciais geradas. Soluções factíveis foram aquelas que atenderam a todas as restrições do problema de *Thermal Unit Commitment*. Soluções consideradas não factíveis foram tratadas para a garantia do atendimento às restrições inerentes ao problema. O tratamento de soluções foi realizado na etapa 2 a seguir. Soluções que cumpriram todas as restrições seguem para a etapa 3, onde foi calculado o valor da FOB.

Etapa 2 – Tratamento de Soluções

Soluções que não atenderam as restrições do problema da programação diária da operação foram tratadas. Na etapa 2 foram verificadas as restrições de atendimento à reserva girante e restrições de tempos mínimos de parada e partida. Esta etapa foi subdividida como observado no fluxograma da Figura 14, a seguir.

Figura 14 - Fluxograma detalhado da Etapa 2.



Fonte: Produzida pelo autor.

Etapa 2.1 – Garantia do atendimento à reserva girante

Uma solução factível deve respeitar a restrição de atendimento à reserva girante de acordo com a equação (7). Na etapa 2.1 foi verificado período a período se a soma das capacidades máximas de geração (Pg_i^{max}) das unidades em operação era maior que a soma da demanda (Pl) mais a reserva (rg). Em caso negativo, uma unidade que não estivesse em operação era então acionada. A restrição foi verificada novamente até que a mesma fosse cumprida. As unidades que deveriam entrar em operação foram escolhidas de forma aleatória ou utilizando uma ordem de mérito.

Em sistemas onde houve a consideração da restrição de rampa de geração, a capacidade máxima de geração de cada unidade foi calculada a cada período, levando-se em conta a potência gerada no período imediatamente anterior ($t-1$).

Etapa 2.2 – Desligamento de unidades excedentes

Muitas vezes as ações de acionamento realizadas na etapa 2.1 colocam em operação unidades com elevada capacidade de geração. Nestes casos, a soma das capacidades máximas

de geração das unidades em operação pode ser muito maior que a potência demandada pelo sistema. Para solucionar este problema o algoritmo proposto apresenta capacidade de realizar o desligamento de unidades com menor capacidade de geração ou unidades menos eficiente.

O desligamento pode ocorrer de forma aleatória ou seguindo uma das ordens de mérito. Se a ordem de mérito foi construída ordenando as unidades mais econômicas primeiro, o desligamento é realizado de forma contrária a informada na OM. No desligamento retirou-se de operação as unidades menos eficientes, segundo os índices de ordenação utilizados.

Se uma unidade retirada faz com que a capacidade máxima de geração das unidades seja menor que a demanda mais reserva, a mesma deve ser acionada novamente para que a restrição descrita na etapa anterior seja respeitada.

Em sistemas onde houve a consideração da restrição de rampa de geração não foi possível realizar o desligamento de unidades excedentes, visto a ocorrência de alterações na capacidade máxima de geração por período.

Etapa 2.3 – Garantia do cumprimento dos tempos mínimos de parada e partida

Cada UTE possui tempos mínimos específicos para parada e partida. O fato de se criar soluções iniciais com matrizes de decisões aleatórias faz com que a maioria desses tempos mínimos não sejam respeitados.

Na metodologia proposta, as duas etapas 2.1 e 2.2 garantem que a restrição de reserva girante seja atendida com o mínimo de unidades em operação. A correção feita nos tempos mínimos é aplicada apenas através da ativação de novas unidades. A desativação de unidades implicaria no não cumprimento das restrições previamente atendidas nas etapas anteriores.

Para o cumprimento dos tempos mínimos de partida avalia-se o número de horas que a unidade geradora i permanece em operação (T_i^{ON}) antes de ser desligada. O ajuste das decisões de operação foi realizado de acordo com:

$$Se \begin{cases} T_i^{ON} \geq TMP, \text{ faça } A \\ T_i^{ON} < TMP, \text{ faça } B \end{cases}$$

- **A** – Nada é feito, pois o número de horas que a unidade permaneceu em operação (T_i^{ON}) antes de ser desativada é maior ou igual ao tempo mínimo de partida (TMP).

- **B** – Coloca-se em operação ($U_i=1$) as UTEs dos períodos posteriores ao de análise, até que o número de horas operação da unidade (T_i^{ON}) seja maior ou igual ao tempo mínimo de partida (TMP).

No cumprimento do tempo mínimo de parada a análise foi realizada através da verificação do tempo que a unidade i ficou fora de operação T_i^{OFF} , até que a mesma fosse ativada. A tomada de decisões foi realizada de acordo com:

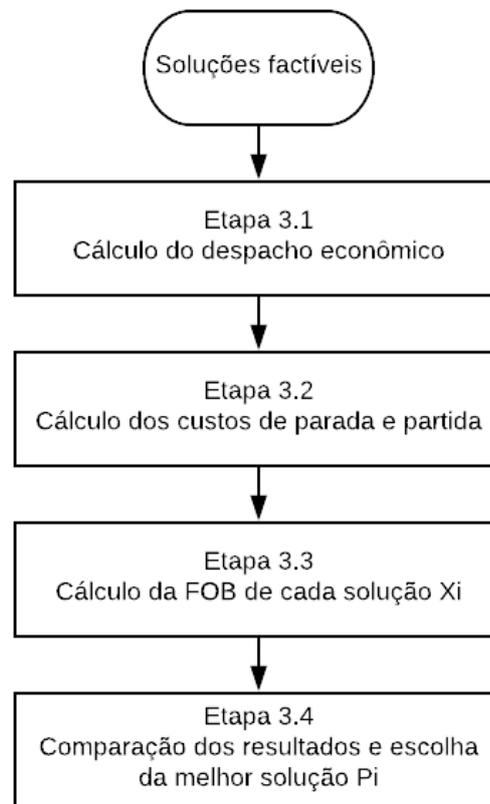
$$Se \begin{cases} T_i^{OFF} \geq TMD, \text{ faça } C \\ T_i^{OFF} < TMD, \text{ faça } D \end{cases}$$

- **C** – Nada é feito, pois o número de horas que a unidade permaneceu fora de operação (T_i^{OFF}) é maior ou igual o tempo mínimo de parada (TMD);
- **D** – Ativa-se ($U_i=1$) a UTE do período t em análise.

Etapa 3 – Cálculo da FOB

A etapa 3 foi responsável pelo cálculo do custo referente ao despacho econômico a partir das matrizes de decisões de operação de cada uma das soluções factíveis (X_i). Somou-se ao valor encontrado no despacho econômico os custos relacionados à parada e partida das UTEs. O fluxograma da Figura 15 mostra as divisões da Etapa 3.

Figura 15 - Diagrama detalhado da Etapa 3.



Fonte: Produzida pelo autor.

Etapa 3.1 – Cálculo do despacho econômico

O cálculo do despacho econômico foi realizado através da utilização do software LINGO. A aplicação de técnicas de solução de programação não linear visa otimizar a potência despachada $Pg_i(t)$ de todas as UTEs em operação em cada um dos períodos de planejamento. As potências despachadas foram calculadas aplicando técnicas de solução a problemas não lineares à equação (2) cujas decisões de operação $U_i(t)$ foram fornecidas pelas matrizes de decisões de operação das soluções X_i factíveis.

O custo obtido no despacho econômico refere-se ao custo de geração de energia elétrica.

Etapa 3.2 – Cálculo dos custos de parada e partida

Na formulação utilizada neste trabalho não foram atribuídos custos a ação de desligamento das unidades geradoras, desta forma o custo de partida é calculado através da

aplicação da equação (3) nas unidades que tem seu estado operativo alterado de desligado ($U=0$) para ligado ($U=1$).

O custo de partida pode ser considerado como custo de partida a frio ou custo de partida a quente. A diferença entre os dois custos está diretamente relacionada ao tempo que a UTE permanece fora de operação antes de ser novamente ativada e obtido por:

$$CP_i = \begin{cases} CP^f: T_i^{OFF} > TMD_i + csh_i \\ CP^q: TMD_i \leq T_i^{OFF} \leq TMD_i + csh_i \end{cases}$$

Etapa 3.3 – Cálculo da FOB para cada solução X_i

O cálculo da função objetivo foi obtido através da equação (1), onde o custo do despacho econômico foi somado aos custos de partida das unidades geradoras. Todas as soluções X_i possuem um custo relacionado à programação da operação a ser avaliado na próxima etapa do algoritmo proposto.

Etapa 3.4 – Comparação dos resultados e escolha da melhor solução P

Todos os custos referentes à programação da operação foram comparados entre si. Destaca-se entre todas as soluções a solução que apresentou menor valor de FOB. A melhor solução P foi utilizada como referência na atualização das outras soluções obtidas. Todas as decisões de operação das soluções X_i foram atualizadas segundo as equações (20) ou (21), seguindo a matriz de decisões da melhor solução P .

Caso a iteração vigente fosse menor que o número máximo de iterações, incrementou-se o contador de iterações ($t = t+1$) e atualizou-se as variáveis de decisão de cada solução. A atualização da matriz de decisão é abordada na etapa 4 a seguir.

O processo iterativo se encerra quando a iteração vigente é maior ou igual ao número máximo de iterações escolhido na inicialização dos dados ($t \geq t_{\text{máx}}$).

A melhor solução do problema da programação diária da operação foi o custo de planejamento da operação obtido na melhor solução P em todas as iterações.

Etapa 4 – Atualização das soluções utilizando SCA

As soluções X_i como dito anteriormente foram formadas pelas matrizes de decisões, ou seja, cada solução foi modelada como uma matriz $T \times NG$. Logo, em um sistema composto

por duas UTEs em um período de planejamento de três horas cada solução X_i será uma matriz do tipo 3x2 como a da Figura 16.

Figura 16 - Matriz de operação de decisões TxNG com T = 3 e NG = 2.

$$X_i^t = \begin{bmatrix} U_{11} & U_{12} \\ U_{21} & U_{22} \\ U_{31} & U_{32} \end{bmatrix} \longrightarrow X_i^t = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Fonte: Produzida pelo autor.

Na Figura 16 o valor “1” referente a posição U_{11} da matriz de operação indica que a UTE1 está em operação na primeira no primeiro período de planejamento. O valor “0” na posição U_{31} indica que a mesma UTE está fora de operação no terceiro período de planejamento.

A atualização da posição da solução X_i em relação a melhor solução P_i é feita posição a posição nas matrizes de decisões. A aplicação das equações (20) ou (21) referentes à atualização das posições das melhores soluções é feita em cada uma das decisões como observa-se no exemplo da Figura 17.

Figura 17 - Exemplo de atualização das matrizes de decisões.

$$\begin{array}{ccc} & \begin{array}{cc} \text{red arrow} & \text{blue arrow} \\ \downarrow & \downarrow \end{array} & \\ X_i^t = \begin{bmatrix} U_{11} & U_{12} \\ U_{21} & U_{22} \\ U_{31} & U_{32} \end{bmatrix} & P_i^t = \begin{bmatrix} U_{11} & U_{12} \\ U_{21} & U_{22} \\ U_{31} & U_{32} \end{bmatrix} & \\ X_i^t = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} & P_i^t = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} & \end{array}$$

Fonte: Produzida pelo autor.

A atualização de posições proposta no algoritmo SCA pode ser reescrita em forma de matrizes para cada posição do exemplo da Figura 17. A nova matriz de decisões de operações referente a solução atualizada X_i^{t+1} será dada pelas equações como as do exemplo a seguir:

$$X_i^{t+1} = \begin{bmatrix} U_{11} + r_1 \cdot \sin(r_2) \cdot |r_3 \cdot U_{11} - U_{11}| & U_{12} + r_1 \cdot \sin(r_2) \cdot |r_3 \cdot U_{12} - U_{12}| \\ U_{21} + r_1 \cdot \sin(r_2) \cdot |r_3 \cdot U_{21} - U_{21}| & U_{22} + r_1 \cdot \sin(r_2) \cdot |r_3 \cdot U_{22} - U_{22}| \\ U_{31} + r_1 \cdot \sin(r_2) \cdot |r_3 \cdot U_{31} - U_{31}| & U_{32} + r_1 \cdot \sin(r_2) \cdot |r_3 \cdot U_{32} - U_{32}| \end{bmatrix}$$

$$X_i^{t+1} = \begin{bmatrix} 1 + r_1 \cdot \sin(r_2) \cdot |r_3 \cdot 0 - 1| & 1 + r_1 \cdot \sin(r_2) \cdot |r_3 \cdot 1 - 1| \\ 1 + r_1 \cdot \sin(r_2) \cdot |r_3 \cdot 1 - 1| & 1 + r_1 \cdot \sin(r_2) \cdot |r_3 \cdot 1 - 1| \\ 0 + r_1 \cdot \sin(r_2) \cdot |r_3 \cdot 1 - 0| & 1 + r_1 \cdot \sin(r_2) \cdot |r_3 \cdot 0 - 1| \end{bmatrix}$$

Os valores de r_1, r_2, r_3 e r_4 foram escolhidos levando-se em consideração que as operações devem resultar em valores próximos ao intervalo $[0,1]$ por se tratar de um problema com variáveis binárias. Assim, o valor de r_2 é escolhido de forma aleatória dentro do intervalo $[0^\circ, 360^\circ]$. Já r_3 deverá ser um valor aleatório dentro pertencente ao intervalo $[0,1]$. O valor de r_1 depende: do número máximo de iterações; da iteração corrente no processo iterativo; e de uma constante α que ajusta quão distante deve ser a busca por novas soluções. A constante α de ajuste do parâmetro r_1 foi utilizada como 2. Outros valores de parâmetros foram testados, porém, os valores escolhidos foram os que melhores se ajustaram à aplicação em problemas binários.

O ajuste dos valores resultantes diferentes de um e zero foi feito segundo a regra a seguir:

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} 0, & X_i^{t+1} < 0,5 \\ 1, & X_i^{t+1} \geq 0,5 \end{cases}$$

Após a atualização de todas as soluções i o algoritmo retorna ao verificador de factibilidade para que todas as novas soluções tenham respectivas matrizes de decisões avaliadas.

6.3 SISTEMA TUTORIAL

Para ilustrar as etapas da metodologia proposta apresenta-se um modelo fictício composto por três unidades de geração termelétricas (NG=3) em um horizonte de planejamento de quatro horas ($T = 4$). Considerou-se uma população de três soluções ($i = 3$), as quais seguiram as etapas propostas do fluxograma da Figura 13. Os dados referentes às UTES do sistema tutorial, bem como a demanda horária podem ser observados nas Tabelas VIII e IX, respectivamente.

Tabela VIII - Dados das UTEs no sistema tutorial

Dados	UTE 1	UTE 2	UTE 3
a	400	500	200
b	15	10	20
Pg_i^{max}	300	200	100
Pg_i^{min}	100	50	25
TMP_i	3	2	1
TMD_i	3	2	1
CP_i^q	200	100	50
CP_i^f	400	200	100
$cs h_i$	3	2	1
CI_i	+2	+2	-2

Onde:

CI_i Número de horas que a unidade permaneceu em operação (+) ou número de horas que a unidade permaneceu fora de operação (-);

Tabela IX - Dados de demanda horária para o sistema tutorial

Hora	Demanda
1	260
2	350
3	400
4	250

Etapa 1

Na etapa 1 os dados referentes ao problema foram inicializados. Como informado anteriormente, a população inicial foi de 3 soluções. Foi realizada apenas uma iteração do algoritmo proposto. A reserva girante adotada neste tutorial foi de 10% do valor da demanda horária fornecida na Tabela IX. As matrizes de decisões de operação das 3 soluções iniciais foram geradas de forma aleatória. As soluções iniciais X_1^1 , X_2^1 e X_3^1 podem ser observadas abaixo:

$$X_1^1 = \begin{vmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{vmatrix}$$

$$X_2^1 = \begin{vmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{vmatrix}$$

$$X_3^1 = \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{vmatrix}$$

Após a inicialização dos dados do problema, foi realizada uma verificação quanto à factibilidade de cada uma das soluções onde foram analisadas as restrições de atendimento à reserva girante (7) e cumprimento mínimo dos tempos de parada (10) e partida (9).

Ao analisar a solução X_1^1 foi possível verificar que a capacidade máxima de geração das UTES em operação nas horas 1 e 2 foram suficientes para que tanto demanda quanto reserva fossem supridas. Ao analisar a matriz de decisões da mesma solução para hora 3 é possível verificar que as capacidades máximas de geração das UTEs em operação não foram suficientes para o atendimento à demanda e conseqüentemente à reserva, como observado a seguir.

$$U_1(3).Pg_1^{max} + U_2(3).Pg_2^{max} + U_3(3).Pg_3^{max} \geq Pl(3) + rg(3)$$

$$0 * 300 + 0 * 200 + 1 * 100 \geq 400 + 40$$

$$100MW \geq 440MW$$

Como a capacidade máxima de geração das UTEs em atividade foi de 100 MW e a demanda e reserva de 440MW, as decisões de operação das UTES não foram suficientes para que a restrição fosse atendida. A solução X_1^1 é então considerada não factível.

A análise da hora 4 na mesma solução X_1^1 também indica outra violação da restrição de atendimento à reserva. Analisando a factibilidade da solução X_2^1 foi possível perceber que a restrição de atendimento à reserva é violada nos períodos T=3 e T=4. A solução X_3^1 , por outro lado, não violou em nenhum dos períodos de planejamento a restrição de atendimento à reserva girante.

Na análise da restrição dos tempos mínimos de parada e partida foi necessário acrescentar ao problema o estado referente às horas anteriores ao período planejado (*CI*). Apesar de não serem consideradas na obtenção do custo referente ao planejamento da operação, as decisões de operação referentes aos períodos anteriores ao de análise foram levadas em consideração na avaliação da restrição de cumprimento dos tempos mínimos de parada e partida. Os valor de *CI* foram utilizados ainda para saber se o custo de partida das UTEs foi o custo de partida a quente ou custo de partida a frio.

Ao acrescentar na solução X_1^1 as decisões de operação das UTEs 1, 2 e 3, no período anterior ao planejado (*CI*), foi possível obter uma matriz de decisões expandidas como a da Tabela X. A área sombreada refere-se às decisões de operação tomadas dois períodos anteriores ao período de planejamento inicial.

Tabela X - Matriz de decisões com informações do período anterior ao planejado.

	UTE 1	UTE 2	UTE 3
Hora -1	1	1	0
Hora 0	1	1	0
Hora 1	1	0	1
Hora 2	1	1	0
Hora 3	0	0	1
Hora 4	0	0	0

Diferente da análise de factibilidade de atendimento à reserva, que leva em consideração os períodos de planejamento, a análise do cumprimento dos tempos mínimos de parada e partida é feita por UTE. Ainda na solução X_1^1 foi realizada a análise de tempos mínimos referentes a UTE 1. Na primeira hora do período de planejamento, é possível notar na Tabela X que a decisão de operação refere-se ao funcionamento da unidade ($U_1(1) = 1$). Para que a solução atendesse X_1^1 à restrição de tempo mínimo de partida foi necessário fazer a verificação de quanto tempo a UTE 1 permaneceu em operação (T_1^{ON}) até que fosse colocada fora de operação.

Analisando a tabela X é possível verificar que a UTE 1 permaneceu ligada por 4 períodos de tempo antes de ser desativada ($T_1^{ON} = 4$). A equação (III) foi aplicada para verificação do atendimento da restrição.

$$T_1^{ON} \geq TMP_1 \rightarrow 4 \geq 3$$

O primeiro período (hora 1) da UTE 1 cumpriu os requisitos dos tempos mínimos de parada e partida. O processo de verificação foi realizado para todas as UTES em todo o horizonte de estudo.

Ainda sobre a solução X_1^1 a análise de decisão de operação da UTE 2 no período “Hora 1” indica que a mesma estava fora de operação ($U_2(1) = 0$).

Através da Tabela X é possível observar que a UTE 2 será ativada no instante seguinte, logo o número de horas que a unidade permaneceu desligada antes de ser novamente ligada é igual a 1 ($T_2^{OFF} = 1$).

Utilizando a equação (III) é possível observar que a restrição de cumprimento do tempo mínimo de parada não foi respeitada.

$$T_2^{OFF} \geq TMD_2 \rightarrow 1 \geq 2$$

O mesmo processo de análise do cumprimento das restrições de tempos mínimos utilizado na solução X_1^1 foi aplicado às soluções X_2^1 e X_3^1 . Em X_2^1 é possível verificar que existem violações quanto à restrição analisada, enquanto X_3^1 cumpre todos os requisitos para ser considerada uma solução factível.

O não cumprimento de uma ou mais restrições fez com que as soluções X_1^1 e X_2^1 não pudessem ser consideradas soluções factíveis para o planejamento da operação. As duas soluções devem ser tratadas de forma a corresponderem a possíveis soluções do problema em estudo.

Etapa 2

Na etapa de tratamento de soluções as matrizes de decisões de operação não factíveis foram ajustadas para que as restrições do problema fossem atendidas.

No tratamento da restrição de atendimento à reserva girante novas unidades devem ser ligadas para que a máxima capacidade de geração das unidades seja maior ou igual a soma da demanda e reserva do sistema. Para decidir qual das unidades deveriam entrar em operação a metodologia proposta utilizou ordens de mérito referentes a índices econômicos descrito no Capítulo 4 deste trabalho. A unidade a entrar em operação foi aquela indicada pela ordem de mérito, porém, em alguns casos, optou-se por deixar que a escolha da unidade a entrar em operação acontecesse de forma aleatória para que o problema não ficasse preso em planejamentos semelhantes.

A aplicação do índice baseado no custo médio de geração à plena carga (OMA) ao sistema tutorial forneceu uma ordem de prioridade como a da Tabela XI.

Tabela XI - OMA para o sistema tutorial.

Ordem	1 ^a	2 ^a	3 ^a
Unidade de Geração	UTE 2	UTE 1	UTE 3

Como a ordem de mérito OMA não considera em sua formulação a variação horária da demanda, a ordem de mérito fornecida pela Tabela XI foi a mesma para todos os períodos de planejamento.

Na etapa 1 verificou-se que a solução X_1^1 não atendeu aos requisitos de capacidade máxima de geração necessário para atendimento da reserva girante no período $T=3$. A máxima capacidade de geração neste período foi de 100 MW enquanto a demanda mais reserva de 440MW. Analisando a Tabela XI de ordem de mérito verificou-se que a primeira

unidade a ser acionada para atendimento da demanda neste caso seria a unidade geradora 2. Foi verificado novamente se a restrição de atendimento à reserva foi atendida:

$$U_1(3).Pg_1^{max} + U_2(3).Pg_2^{max} + U_3(3).Pg_3^{max} \geq Pl(3) + rg(3)$$

$$0 * 300 + 1 * 200 + 1 * 100 \geq 400 + 40$$

$$300MW \geq 440MW$$

A equação acima indica que a máxima geração de potência ativa ainda foi menor que a soma de demanda mais reserva. Dessa forma, a próxima UTE da lista de prioridades deve ser ativada. Como a UTE 1 já estava em operação no período analisado, a UTE 3 foi acionada. Recalculando a equação (7) tem-se:

$$U_1(3).Pg_1^{max} + U_2(3).Pg_2^{max} + U_3(3).Pg_3^{max} \geq Pl(3) + rg(3)$$

$$1 * 300 + 1 * 200 + 1 * 100 \geq 400 + 40$$

$$600MW \geq 440MW$$

Com a restrição atendida, o próximo período não factível foi analisado até que se verificasse todo o horizonte de planejamento.

Ainda na etapa 2 foi proposto o desligamento das unidades excedentes. Aplicando o método de desligamento baseado em ordem de mérito, retirou-se de operação as unidades em ordem inversa a prioridade de ativação. No período $T=3$, analisado anteriormente, a primeira unidade a ser desligada de acordo com a Tabela XI deveria ser a UTE 3 resultando em:

$$U_1(3).Pg_1^{max} + U_2(3).Pg_2^{max} + U_3(3).Pg_3^{max} \geq Pl(3) + rg(3)$$

$$1 * 300 + 1 * 200 + 0 * 100 \geq 400 + 40$$

$$500MW \geq 440MW$$

A capacidade máxima de geração das UTEs 1 e 2 atende à restrição de reserva girante mesmo com o desligamento da UTE 3.

Para correção dos tempos mínimos de parada e partida foi realizado o ajuste das decisões de operações de maneira a colocar em atividade as unidades que impedissem o cumprimento da restrição. A regra a seguir foi utilizada na correção das soluções que violaram os tempos mínimos de parada e partida:

- Se $U_i(t) = 1$ e $T_i^{ON} \geq TMP_i$ – Não há violação do tempo mínimo de partida;
- Se $U_i(t) = 1$ e $T_i^{ON} < TMP_i$ – A decisão de operação dos períodos posteriores ao analisado devem ser iguais a “1” até que $T_i^{ON} \geq TMP_i$;

- Se $U_i(t) = 0$ e $T_i^{OFF} \geq TMP_i$ – Não há violação do tempo mínimo de parada;
- Se $U_i(t) = 0$ e $T_i^{OFF} < TMP_i$ – A decisão de operação no período em análise deve ser de ativação da UTE ($U_i(t) = 1$).

Na análise da solução X_1^1 verificou-se que a UTE 2 estava fora de operação no primeiro período de tempo do planejamento (Tabela X). No instante de tempo seguinte a UTE 2 foi ativada, permanecendo um total de uma hora fora de operação ($T_1^{OFF} = 1$). Como TMP_2 é igual a “2” existe a violação do tempo mínimo de parada, o tratamento via regra apresentada na metodologia proposta faz com que a decisão de operação seja de ativação da UTE 2 no período $t = 1$.

As soluções X_1^1 e X_2^1 foram tratadas para que suas matrizes de decisões de operação atendam as restrições de reserva girante e cumprimento dos tempos mínimos de parada e partida. As novas soluções factíveis X_1^1 e X_2^1 podem ser observadas a seguir juntamente com a solução X_3^1 que não precisou ser tratada:

$$X_1^1 = \begin{vmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{vmatrix}$$

Não factível

$$X_2^1 = \begin{vmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{vmatrix}$$

Não factível

$$X_3^1 = \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{vmatrix}$$

Factível

$$X_1^1 = \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \end{vmatrix}$$

Factível

$$X_2^1 = \begin{vmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \end{vmatrix}$$

Factível

$$X_3^1 = \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{vmatrix}$$

Factível

Em destaque estão as decisões de operações que foram modificadas para que as soluções atendessem às restrições. O desligamento das unidades sobressalentes é o único processo de tratamento que retira as unidades ativas de operação e pode ocorrer de forma aleatória, em ordem inversa a ordem de mérito ou utilizando-se as duas anteriores de forma probabilística.

Etapa 3

O cálculo do custo referente ao despacho econômico foi feito utilizando-se técnicas de otimização aplicadas a problemas não lineares. Para otimizar a potência despachada por UTE no sistema tutorial foram omitidas parcelas quadráticas referentes ao custo de geração, deixando o problema em sua formulação linear. As usinas com menor custo de combustível

referente à parcela linear (b) foram despachadas primeiro. A Tabela XII apresenta as potências despachadas $Pg_i(t)$ otimizadas referente a solução factível X_1^1 .

Tabela XII - Potência ótima despachada na solução X_1^1

	UTE 1	UTE 2	UTE 3
Hora 1	100	135	25
Hora 2	150	200	0
Hora 3	200	200	0
Hora 4	100	150	0

As potências com valor igual a zero indicam que a respectiva UTE não estava em operação no referido período. O custo de geração correspondente à solução X_1^1 pode ser observado na Tabela XIII, em cada período do planejamento.

Tabela XIII - Custo de geração da solução X_1^1

	UTE 1	UTE 2	UTE 3
Hora 1	\$1900	\$1850	\$700
Hora 2	\$2650	\$2500	\$0
Hora 3	\$3400	\$2500	\$0
Hora 4	\$1900	\$2000	\$0

Analisando a matriz de decisões da solução X_1^1 percebe-se que há partidas de unidades geradoras, logo o custo é igual a 0. O custo total de planejamento (custo de geração + custos de partida) da solução X_1^1 foi igual a \$19400,00.

A solução X_2^1 apresentou um custo de geração de \$20325,00 além do custo de partida CP de \$50,00 referente à partida da UTE 3 no período $T=4$. O custo total de planejamento da solução X_2^1 foi de \$20375,00.

Para a solução X_3^1 o custo de geração foi de \$20425,00. O custo de partida da solução foi de \$50,00, totalizando um custo total de planejamento de \$20465,00.

A comparação dos resultados obtidos mostra que o menor custo de planejamento foi aquele obtido através da matriz de decisões da solução X_1^1 . A melhor solução P é então igual à matriz de decisões obtida na solução X_1^1 .

Etapa 4

Como o critério de parada não foi atingido as soluções foram atualizadas de acordo com a melhor solução, segundo os critérios do algoritmo estocástico seno cosseno. A mudança das decisões ocorreu de acordo com as equações (20) ou (21). As soluções da próxima iteração ($t+1$) foram formadas a partir das posições das soluções na iteração vigente

além da melhor posição P . Os valores de r_2, r_3 e r_4 foram valores aleatórios nos intervalos $[0,360]$, $[0,1]$ e $[0,1]$ respectivamente.

O valor de α foi escolhido como 2. Logo o valor de r_1 foi:

$$r_1 = \alpha - (\alpha * \frac{t}{T})$$

$$r_1 = 2 - (2 * \frac{1}{2}) = 1$$

A aplicação do SCA na solução X_2^1 pode ser observada a seguir.

$$X_2^1 = \begin{vmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \end{vmatrix} \quad P = \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \end{vmatrix}$$

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} X_i^t + r_1 \cdot \sin(r_2) \cdot |r_3 \cdot P_i^t - X_i^t|, & r_4 < 0,5 \\ X_i^t + r_1 \cdot \cos(r_2) \cdot |r_3 \cdot P_i^t - X_i^t|, & r_4 \geq 0,5 \end{cases}$$

$$X_2^2 = \begin{vmatrix} X_2^1 + r_1 \cdot \sin(r_2) \cdot |r_3 \cdot P_1^1 - X_2^1| & X_2^1 + r_1 \cdot \sin(r_2) \cdot |r_3 \cdot P_1^1 - X_2^1| & X_2^1 + r_1 \cdot \cos(r_2) \cdot |r_3 \cdot P_1^1 - X_2^1| \\ X_2^1 + r_1 \cdot \cos(r_2) \cdot |r_3 \cdot P_1^1 - X_2^1| & X_2^1 + r_1 \cdot \sin(r_2) \cdot |r_3 \cdot P_1^1 - X_2^1| & X_2^1 + r_1 \cdot \sin(r_2) \cdot |r_3 \cdot P_1^1 - X_2^1| \\ X_2^1 + r_1 \cdot \cos(r_2) \cdot |r_3 \cdot P_1^1 - X_2^1| & X_2^1 + r_1 \cdot \cos(r_2) \cdot |r_3 \cdot P_1^1 - X_2^1| & X_2^1 + r_1 \cdot \cos(r_2) \cdot |r_3 \cdot P_1^1 - X_2^1| \\ X_2^1 + r_1 \cdot \cos(r_2) \cdot |r_3 \cdot P_1^1 - X_2^1| & X_2^1 + r_1 \cdot \sin(r_2) \cdot |r_3 \cdot P_1^1 - X_2^1| & X_2^1 + r_1 \cdot \sin(r_2) \cdot |r_3 \cdot P_1^1 - X_2^1| \end{vmatrix}$$

$$X_2^2 = \begin{vmatrix} 1 + 1 \cdot \sin(90) \cdot |0,8 \cdot 1 - 1| & 0 + 1 \cdot \sin(80) \cdot |0,9 \cdot 1 - 0| & 1 + 1 \cdot \cos(170) \cdot |0,1 \cdot 1 - 1| \\ 1 + 1 \cdot \cos(165) \cdot |0,4 \cdot 1 - 1| & 0 + 1 \cdot \sin(90) \cdot |0,7 \cdot 1 - 0| & 1 + 1 \cdot \sin(230) \cdot |0,6 \cdot 0 - 1| \\ 1 + 1 \cdot \cos(30) \cdot |0,5 \cdot 1 - 0| & 1 + 1 \cdot \cos(180) \cdot |0,6 \cdot 1 - 1| & 0 + 1 \cdot \cos(310) \cdot |0,7 \cdot 0 - 0| \\ 0 + 1 \cdot \cos(45) \cdot |0,5 \cdot -1| & 1 + 1 \cdot \sin(260) \cdot |0,4 \cdot 1 - 1| & 1 + 1 \cdot \sin(40) \cdot |0,3 \cdot 0 - 1| \end{vmatrix}$$

$$X_2^2 = \begin{vmatrix} 1,2 & 0,89 & 0,11 \\ 0,42 & 0,70 & 0,23 \\ 1,43 & 0,60 & 0,00 \\ 0,35 & 0,41 & 1,64 \end{vmatrix}$$

É possível observar na solução atualizada X_2^2 que grande parte dos valores que representaram as decisões de operação foram valores contínuos. Fez-se necessário então, a utilização da regra de discretização para que a solução X_2^2 representasse as decisões binárias de operação (1) ou não operação (0). A solução X_2^2 discretizada foi então:

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} 0, & X_i^{t+1} < 0,5 \\ 1, & X_i^{t+1} \geq 0,5 \end{cases}$$

$$X_2^2 = \begin{vmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{vmatrix}$$

O processo iterativo foi incrementado ($t=2$) e novamente todas as soluções foram verificadas quanto a sua factibilidade.

A Solução X_2^2 recebeu tratamento quanto ao atendimento à demanda e reserva nos períodos dois e quatro e teve seus tempos mínimos de parada e partida corrigidos. Após o tratamento a solução X_2^2 foi:

$$X_2^2 = \begin{vmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \end{vmatrix}$$

O cálculo do despacho econômico foi realizado e o custo relativo à geração referente a matriz de decisões de operação da solução X_2^2 foi de \$18750. O custo de partida da solução foi de \$100,00, referente à partida a frio da UTE 3 na hora 4. Totalizando um custo da programação da operação de \$18850.

Se o custo total das soluções X_1^2 e X_3^2 não for menor que o custo de X_2^2 , este será o menor custo, portanto, a melhor solução P e por consequente a melhor resposta para o planejamento da operação.

6.4 CONCLUSÕES

No presente capítulo apresentou-se a metodologia híbrida HSCA proposta para resolução do problema referente à programação diária da operação.

O problema foi dividido em duas etapas distintas: a primeira delas caracterizada pela obtenção de matrizes de decisões factíveis que representaram as condições de operação de cada unidade geradora em todo o horizonte de planejamento; a segunda etapa denominada despacho econômico, consistiu em, a partir da matriz de decisões factível, obter a potência despachada por cada UTE que minimizasse os custos de operação das mesmas.

A lista de prioridade foi responsável por tratar soluções não factíveis do ponto de vista do atendimento das restrições inerentes ao problema. Como refinamento das soluções, as listas de prioridades também foram utilizadas para que se retirasse de operação as UTEs que possuíam geração de potência ativa excedente, visando assim a redução do custo de operação.

Para que o problema pudesse percorrer soluções distintas àquelas fornecidas apenas pela aplicação das ordens de mérito, foi utilizado o algoritmo estocástico baseado na função seno e cosseno.

A metodologia foi aplicada a um sistema tutorial composto por três unidades de geração termoeletricas em um período de quatro horas de planejamento. Apesar de ser um

problema de 256 combinações de decisões de operação foi possível perceber na metodologia que apenas uma pequena parcela das soluções candidatas apresentou uma configuração de operação que cumprisse as restrições do *Thermal Unit Commitment*. O custo de operação foi reduzido em apenas uma iteração com a aplicação do algoritmo híbrido proposto.

CAPÍTULO VII

ESTUDO DE CASO

7.1 INTRODUÇÃO

Para que a metodologia proposta fosse validada foram realizados estudos de planejamento diário da operação em diferentes configurações encontradas na literatura. Os sistemas em análise foram divididos em cinco casos de estudo. O primeiro deles proposto por Valenzuela e Smith (2000) composto por quatro UTEs em um horizonte de planejamento de oito horas.

O segundo sistema proposto por Kazarlis *et. al* (1996), trata da programação diária da operação no período de 24 horas. Foram abordados os sistemas compostos por 10, 20 e 40 UTEs.

O terceiro sistema ao qual a metodologia proposta foi submetida também utiliza como base de dados das UTEs o sistema proposto por Kazarlis *et al.* (1996). No sistema três foi considerada a restrição de rampa de geração configuração de 10 UTES em um período de planejamento de 24 horas.

O quarto sistema também utiliza os dados de UTEs do modelo proposto por Kazarlis *et al.*. Neste sistema a metodologia foi aplicada ao planejamento diário da operação de sistemas termoeletrônicos onde existe a integração com fontes renováveis como solar e eólica.

O quinto e último sistema avaliado visou obter uma solução de planejamento diário da operação para um sistema onde foram consideradas as incertezas provenientes da geração eólica.

Todos os sistemas avaliados foram comparados com outras metodologias aplicadas ao TUC encontradas na literatura. A tabela XIV abaixo mostra a complexidade dos sistemas em estudo quanto ao número de possíveis combinações (factíveis ou não) relacionadas ao *Thermal Unit Commitment*.

Tabela XIV - Número de possíveis combinações nos sistemas abordados

Número de UTES	Número de Horas	Número de Combinações
4	8	4,29E+09
10	24	1,77E+72
20	24	3,12E+144
40	24	9,75E+288

7.2 ASPECTOS COMPUTACIONAIS E PARÂMETROS UTILIZADOS NO SCA

Para implementação da metodologia proposta foi utilizado o software MATLAB versão 2016. Em sistemas onde a rampa de geração foi considerada, além do MATLAB foi utilizado o software de resolução de programação não linear LINGO 11.0 para obtenção do despacho econômico. As simulações foram realizadas por um processador Intel Core i5 de 2,4 GHz e 8 Gb de memória RAM.

Os parâmetros utilizados no algoritmo SCA foram os mesmos para todos os sistemas, visto que os ajustes desses foram feitos para que a formulação trate do problema referente ao *Thermal Unit Commitment*. Utilizou-se os valores de: r_2 pertencente ao intervalo $[0^\circ, 360^\circ]$; r_3 pertencente ao intervalo $[0,1]$; além do valor de r_4 no intervalo $[0,1]$. O valor de α que melhor resultados encontrou durante as simulações foi igual a 2, portanto este valor foi o escolhido. Todos os valores selecionados permitiram que as decisões de operação das soluções atualizadas ficassem próximas à vizinhança do intervalo $[0,1]$.

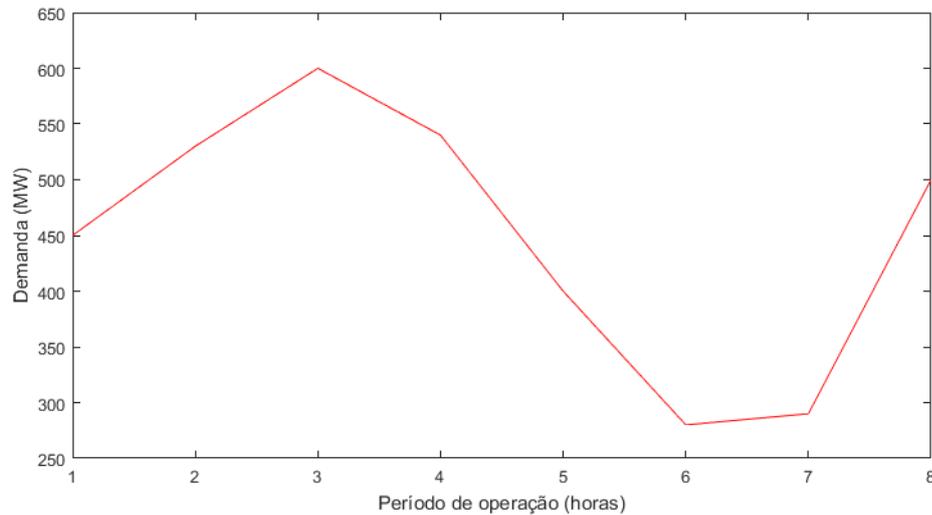
O critério de parada utilizado para convergência do algoritmo proposto foi o de número máximo de iterações.

7.3 SISTEMA 1 – PROGRAMAÇÃO DIÁRIA DA OPERAÇÃO PARA QUATRO UTES EM UM HORIZONTE DE OITO HORAS DE PLANEJAMENTO

O Sistema proposto Valenzuela e Smith (2000) composto por quatro unidades termoelétricas possui horizonte de planejamento de oito horas. Os dados referentes às características das UTES podem ser encontrado no Anexo A deste trabalho. A demanda horária do sistema em questão pode ser observada na Figura 18 abaixo. Para o estudo realizado considerou-se uma reserva girante de 10% do valor da demanda.

O Sistema 1 não leva em consideração na sua formulação as restrições referentes a tomada e retomada de carga.

Figura 18 - Demanda horária do Sistema 1.



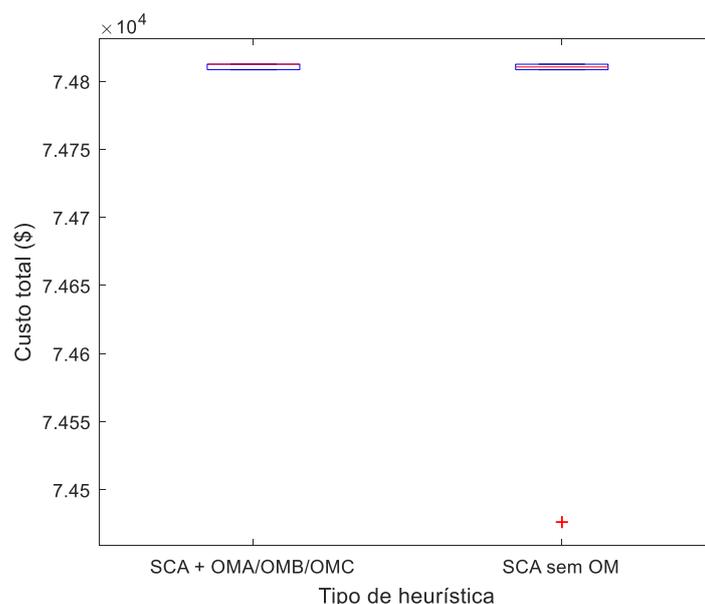
Fonte: Produzida pelo autor.

Para o planejamento do sistema 1 foram utilizadas duas configurações distintas: a primeira delas onde a programação é realizada sem se beneficiar das ordens de mérito apresentadas; e a segunda onde as ordens de mérito são consideradas.

No sistema 1, a utilização dos índices apresentados no capítulo 4 resultou sempre na mesma ordem de mérito ou seja, $OMA = OMB = OMC = OMD$.

Foram realizadas inicialmente 10 simulações da metodologia proposta no Sistema 1 utilizando-se 10 soluções iniciais e 10 iterações. A distribuição dos custos de planejamentos obtidos nas duas configurações podem ser observados no “*boxplot*” da Figura 19.

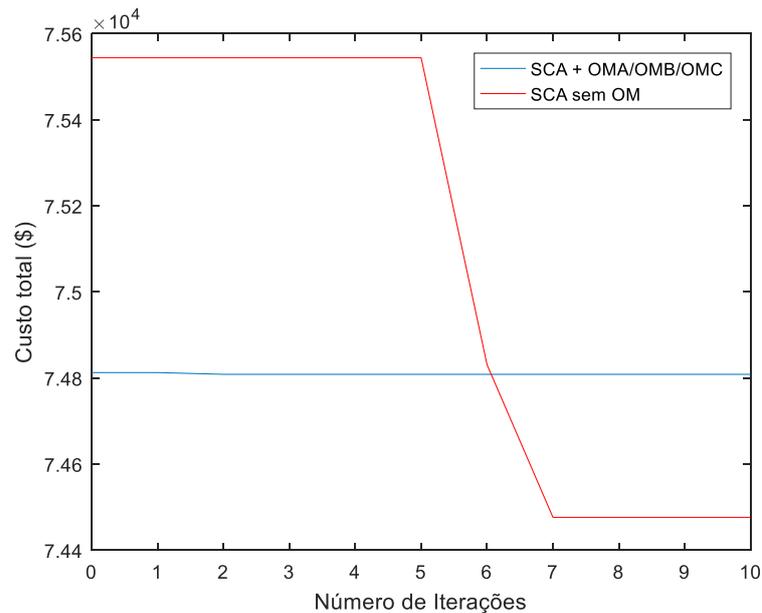
Figura 19 - Distribuição dos custos de planejamentos para o Sistema 1 com 10 iterações e 10 soluções iniciais.



Fonte: Produzida pelo autor.

Ao analisar a Figura 19 é possível notar que a utilização da ordem de mérito em conjunto com o SCA, fez com que as soluções ficassem presas em uma solução ótima local. Ao utilizar a metodologia proposta sem o auxílio das ordens de mérito é possível encontrar o menor custo de planejamento da operação (\$74476) para o sistema 1. Esse custo aparece em apenas uma das dez simulações realizadas. A evolução das melhores soluções de cada uma das configurações pode ser observada na Figura 20.

Figura 20 - Evolução das melhores soluções para o Sistema 1 com 10 iterações e 10 soluções iniciais

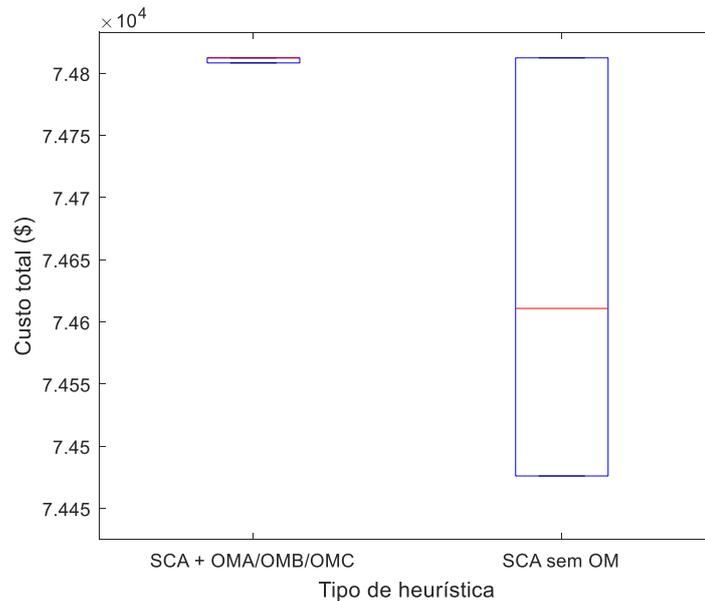


Fonte: Produzida pelo autor.

A análise da evolução das soluções mostra que a aplicação da metodologia sem a utilização de informações heurísticas por ordem de mérito converge para o menor valor encontrado na 7ª iteração. É possível ainda confirmar que a utilização da ordem de mérito fez com que as soluções ficassem estagnadas em uma solução ótima local.

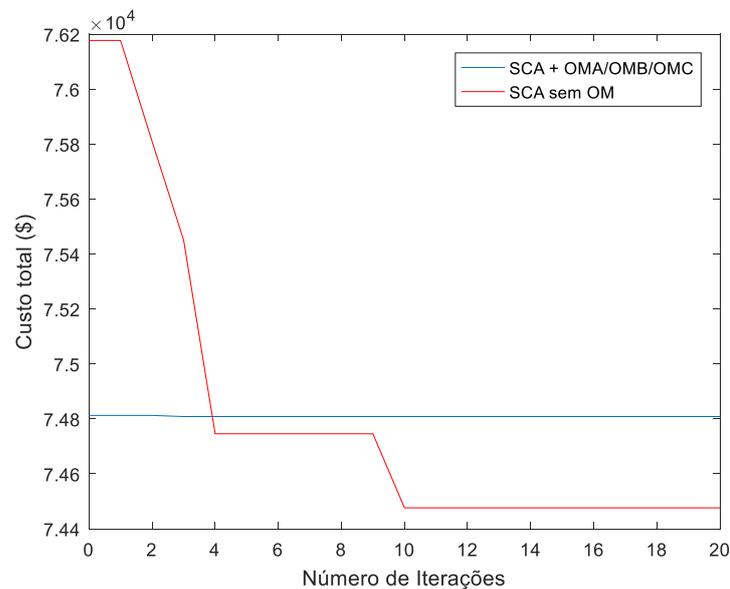
As mesmas configurações do SCA anteriores foram utilizadas em 10 novas simulações onde os números de soluções iniciais e iterações foram dobrados. A figura 21 mostra o “*boxplot*” dos custos de planejamento da operação utilizando 20 soluções iniciais e 20 iterações. A Figura 22 apresenta a evolução das melhores soluções de cada uma das configurações simuladas.

Figura 21 - Distribuição dos custos de planejamentos para o Sistema 1 com 20 iterações e 20 soluções iniciais.



Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 22 - Distribuição dos custos de planejamentos para o Sistema 1 com 10 iterações e 10 soluções iniciais.



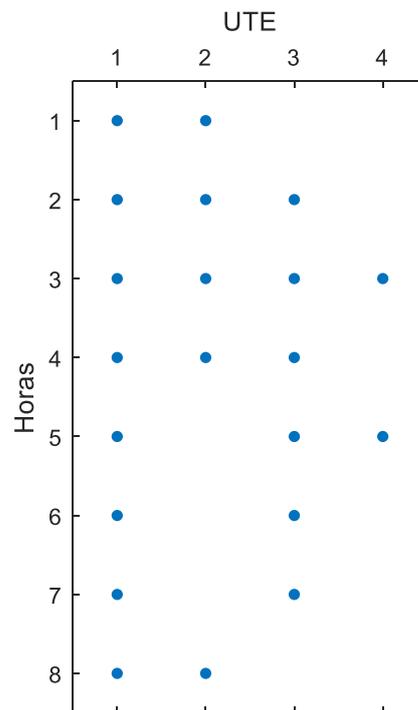
Fonte: Produzida pelo autor.

Mesmo com o aumento do número de iterações e soluções iniciais a aplicação da metodologia utilizando ordens de mérito não foi capaz de melhorar os resultados quando comparado as primeiras dez simulações. Para a configuração da metodologia que não utilizou informações heurísticas na garantia da factibilidade houve uma melhora significativa nos resultados. É possível perceber que apesar de maior dispersão dos resultados, melhores soluções do custo de planejamento são encontradas nas 10 simulações realizadas.

O menor custo de planejamento permaneceu como \$74476, contudo o mesmo ocorre em mais de uma simulação. O aumento do número de soluções que encontram o menor custo de planejamento está diretamente ligado ao acréscimo dos parâmetros: soluções iniciais e número de iterações. Ressalta-se que o aumento dos dois parâmetros citados aumenta também o esforço computacional na aplicação do algoritmo.

A Figura 23 mostra a representação das UTEs em operação ao longo do horizonte de planejamento da melhor solução obtida através da aplicação do HSCA ao Sistema 1.

Figura 23 - UTEs em operação na melhor solução obtida para o Sistema 1.



Fonte: Produzida pelo autor.

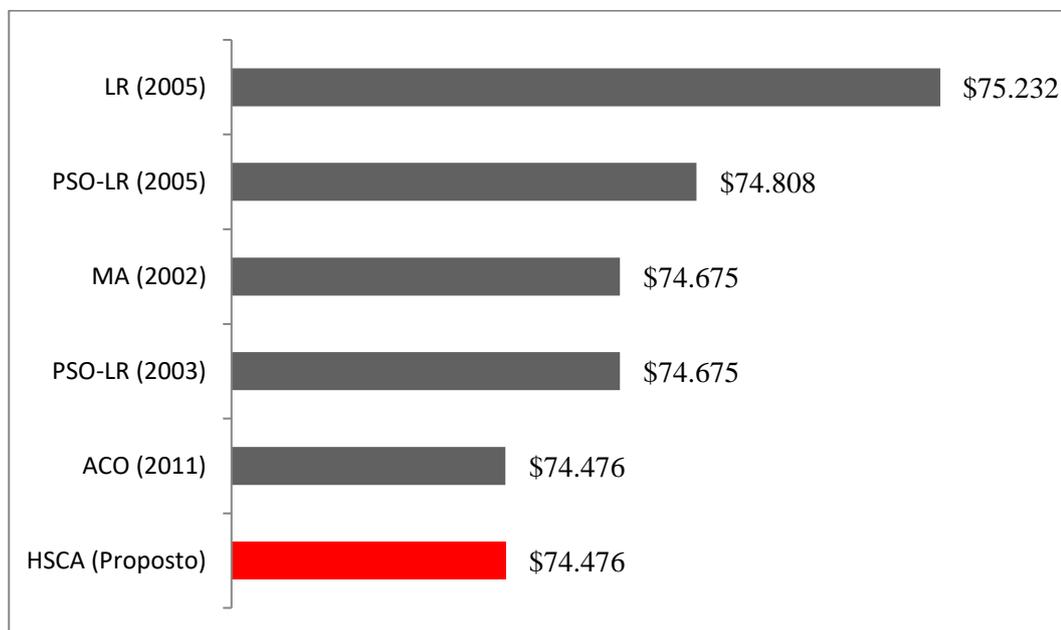
O despacho econômico foi realizado através da otimização das potências despachadas por cada UTE em operação, de acordo com a matriz de decisões da Figura 23. O DE da melhor solução obtida para o Sistema 1 pode ser encontrada na Tabela XV. Valores de geração iguais a zero referem-se ao status “Desligado” da UTE no período em questão.

Tabela XV - Despacho econômico da melhor solução para o Sistema 1.

Hora	UTE 1	UTE 2	UTE 3	UTE 4
1	300	150	0	0
2	300	205	25	0
3	300	250	30	20
4	300	215	25	0
5	300	0	80	20
6	255	0	25	0
7	265	0	25	0
8	300	200	0	0

O custo referente à melhor solução encontrada pelo HSCA para o sistema de 4 UTEs foi comparado com outros resultados da literatura. A Figura 24 mostra o comparativo entre a metodologia proposta e os métodos: MA (*Memetic Algorithm*) (VALENZUELA e SMITH, 2002); PSO-LR (*Particle Swarm Optimization-Lagrangian Relaxation*) (BALCI E VALENZUELA, 2004) e (SRIYANYONG; SONG, 2005); LR (*Lagrangian Relaxation*) (SRIYANYONG E SONG, 2005); e ACO (*Ant Colony Optimizaion*) (NASCIMENTO, 2011).

Figura 24 - Comparativo do custo de planejamento da operação entre metodologias – Sistema 1.



Fonte: Produzida pelo autor.

Através da comparação dos resultados é possível observar que a metodologia HSCA encontrou o menor custo referente ao planejamento da operação para o sistema de quatro UTEs. Apesar de ser um sistema considerado de pequeno porte a aplicação do HSCA mostra que a utilização de ordens de mérito como informações heurísticas pode ocasionar estagnação em soluções ótimas locais.

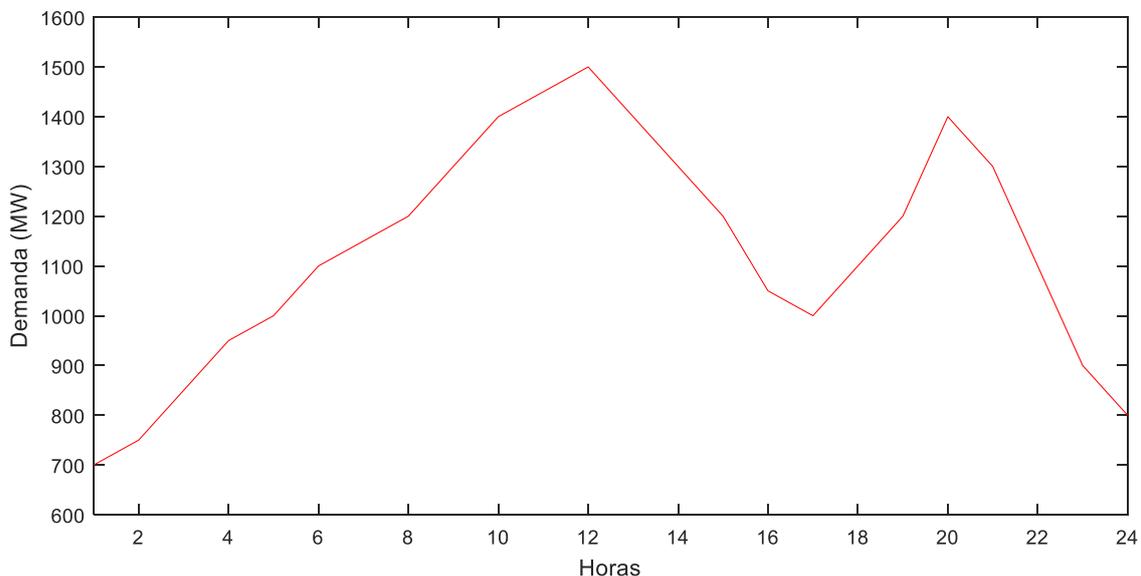
7.4 SISTEMA 2 – PROGRAMAÇÃO DIÁRIA DA OPERAÇÃO PARA 10, 20 E 40 UTES.

O sistema proposto por Kazarlis *et al.* (1996) é sem dúvidas o mais utilizado no estudo da programação diária da operação de sistemas termoeletrônicos de geração. Composto por 10 unidades termoeletrônicas de geração em um período de planejamento de 24 horas. O sistema de 10 UTES possui ainda suas variantes com 20, 40, 60 e 100 unidades termoeletrônicas, além de servir como sistema base para casos onde são estudadas integrações de energias renováveis ao TUC.

Os dados referentes às 10 unidades de geração podem ser encontrados no Anexo A deste trabalho.

A demanda ao longo do dia pode ser observada na Figura 25 abaixo. As simulações consideraram uma reserva girante de 10% do valor da demanda horária. O sistema 2 abordado foi subdividido em 3 subsistemas de estudo: com 10, 20 e 40 UTES. Em todos os subsistemas não foram consideradas as restrições referentes à rampa e geração.

Figura 25 - Demanda horária para o Sistema 2.

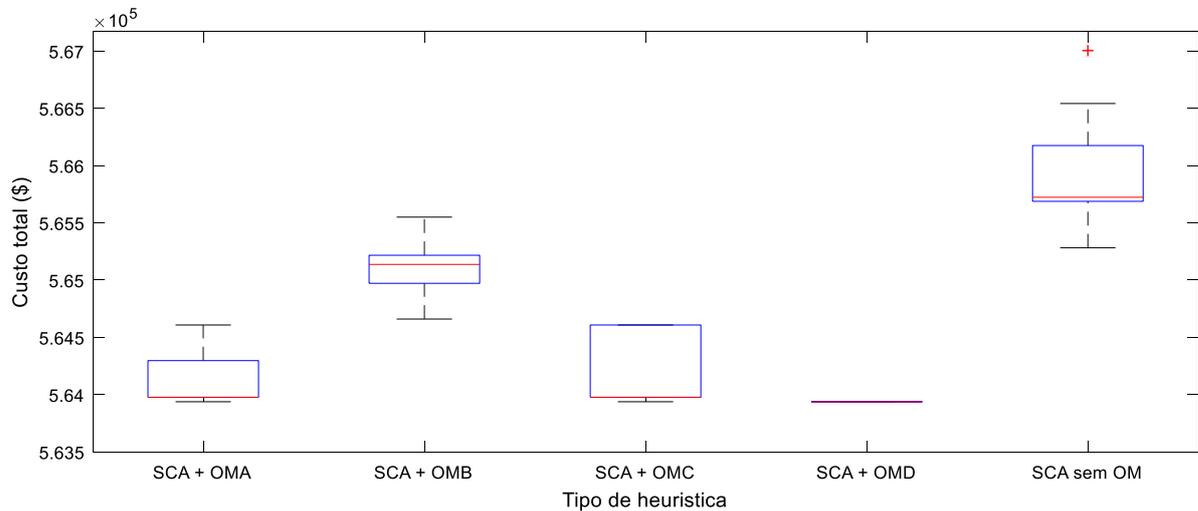


Fonte: Produzida pelo autor.

No primeiro subsistema composto por 10 UTES a metodologia HSCA foi aplicada de forma similar ao ocorrido no Sistema 1. Foram realizadas 10 simulações utilizando 20 soluções iniciais ao longo de 20 iterações. Nas simulações foram consideradas informações heurísticas advindas de ordens de mérito, além da aplicação do SCA em sua forma simples, ou seja, sem utilizar de ordem de mérito específica.

Na Figura 26 é possível observar os menores valores de custos da programação diária da operação nas 10 simulações com e sem OM.

Figura 26 - Distribuição dos menores custos de programação diária da operação para o Sistema 2 (10 UTEs) utilizando 20 iterações e 20 soluções iniciais.

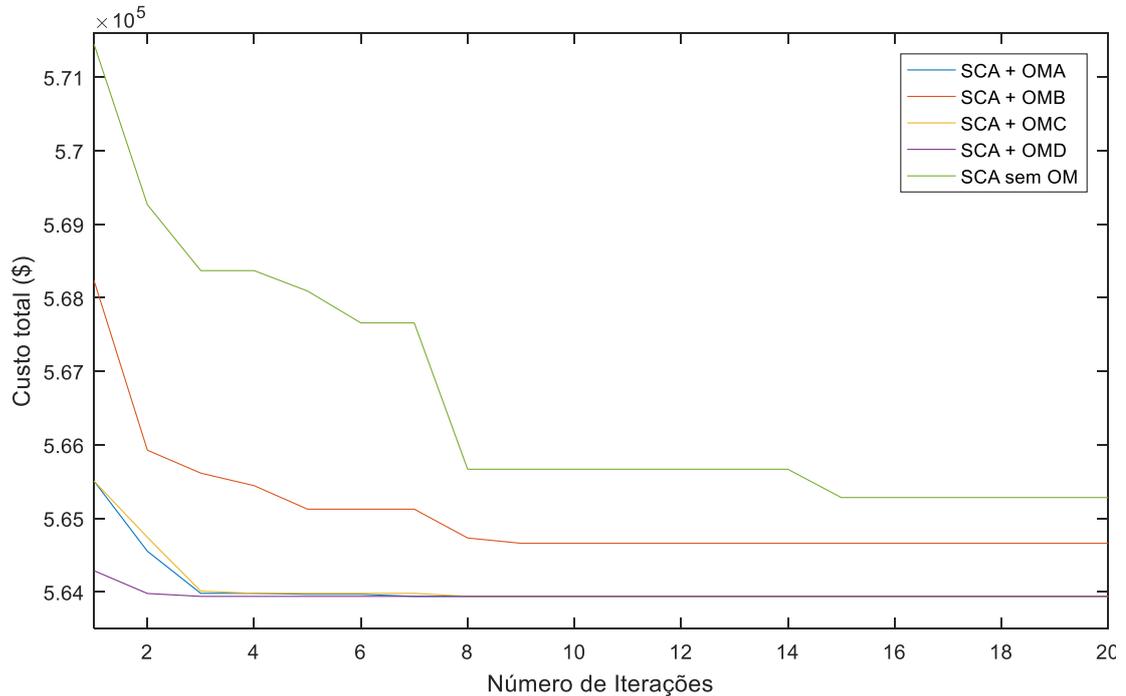


Fonte: Produzida pelo autor.

Através da análise do *boxplot* da Figura 26 é possível perceber que as simulações onde foi utilizada a metodologia híbrida proposta (HSCA) obtêm-se menores custos de planejamento para o sistema de 10 UTEs. Destaca-se ainda que a utilização da metodologia utilizando as ordens de mérito OMA, OMC e OMD provem um custo mínimo de \$563937. Este custo refere-se ao menor custo da programação diária da operação de sistemas termoeletrônicos encontrado na literatura para o sistema em questão.

A utilização da ordem de mérito baseada em multiplicadores de *Lagrange* (OMD) alcança o menor custo de planejamento em 100% das simulações realizadas, além de apresentar convergência nas primeiras iterações do algoritmo proposto como pode ser observado na Figura 27.

Figura 27 - Evolução dos menores custos da programação diária da operação para o Sistema 2 (10 UTEs) utilizando 20 soluções iniciais e 20 iterações.

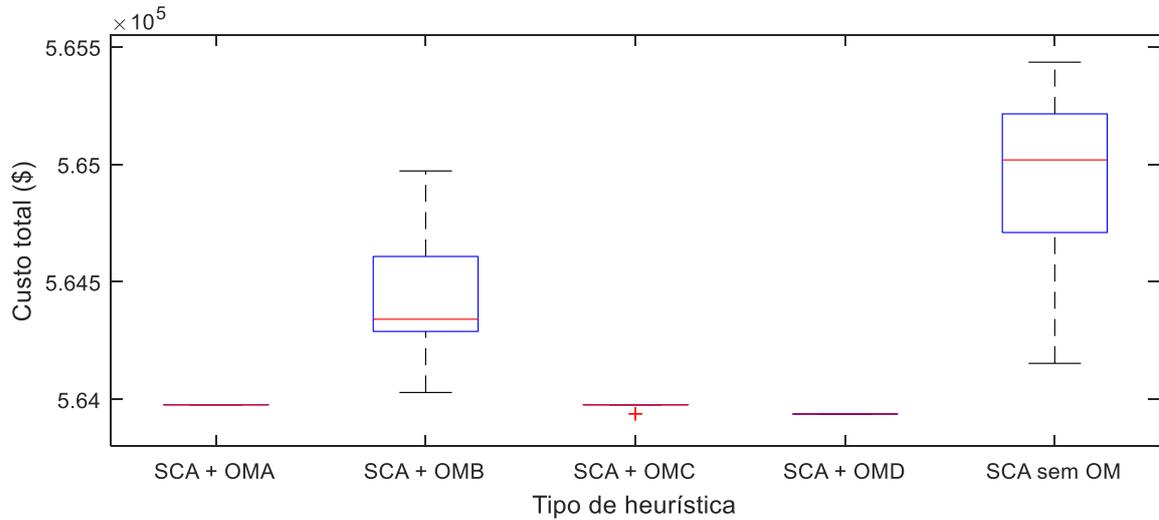


Fonte: Produzida pelo autor.

Mesmo a metodologia proposta encontrando o menor custo referente à programação da programação da operação relatado na literatura os parâmetros de soluções iniciais e número máximo de iterações foram aumentados de 20 para 40. Com esta alteração pretende-se verificar se o HSCA utilizando a ordem de mérito baseada no custo médio de geração a plena carga (OMB) além da metodologia sem informações de ordens de mérito são capazes de alcançar o valor de \$563937 encontrado nas outras configurações.

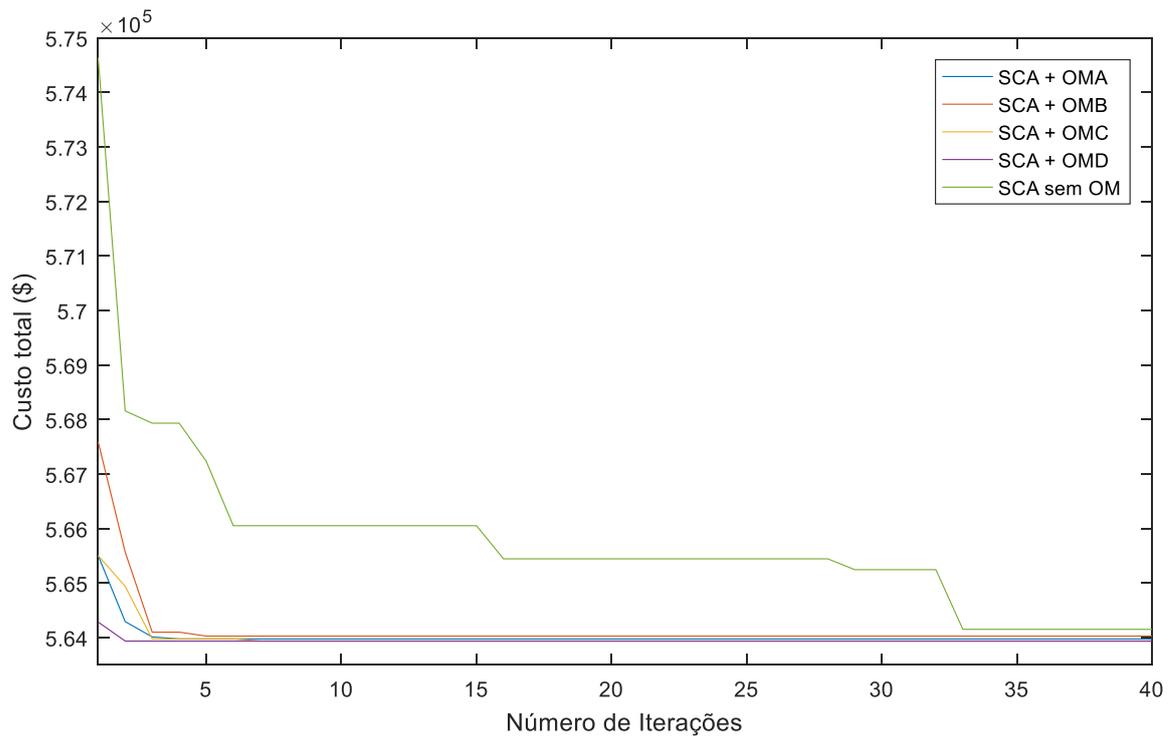
A Figura 28 mostra o *boxplot* após 10 simulações com a alteração de parâmetros. Na Figura 29 é possível observar a evolução das melhores soluções encontradas para cada configuração simulada.

Figura 28 - Distribuição dos menores custos de programação diária da operação para o Sistema 2 (10 UTEs) utilizando 40 iterações e 40 soluções iniciais.



Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 29 - Evolução dos menores custos da programação diária da operação para o Sistema 2 (10 UTEs) utilizando 40 soluções iniciais e 40 iterações.



Fonte: Produzida pelo autor.

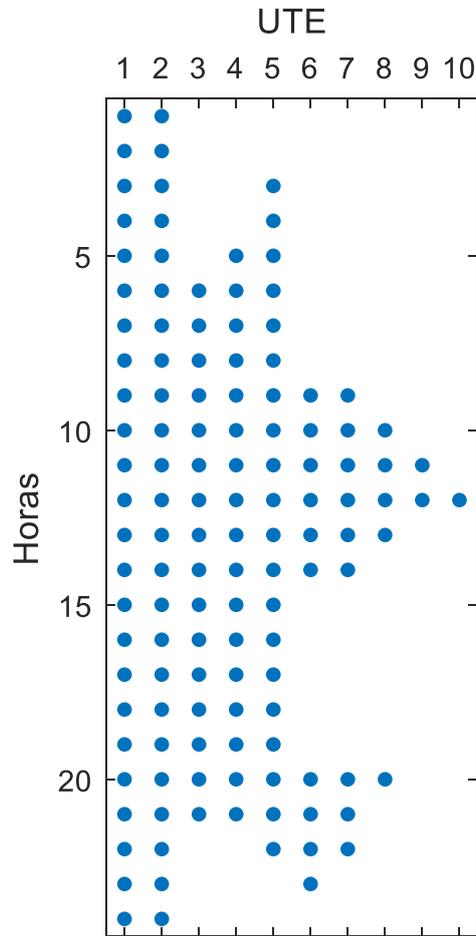
Os aumentos do número de soluções iniciais e iterações fez com que a dispersão dos resultados encontrados nas 10 simulações fosse menor.

O incremento dos parâmetros melhorou os resultados obtidos por parte da metodologia sem utilização de ordens de mérito e também da configuração utilizando a OMB.

Apesar da melhora dos resultados a OMB não foi capaz de encontrar o menor custo de planejamento tendo como resposta um custo mínimo de \$563977.

A Figura 30 representa as UTEs em operação ao longo do horizonte de estudo de 24 horas de planejamento na melhor solução através da aplicação do HSCA ao Sistema 2.

Figura 30 - UTEs em operação na melhor solução obtida para o Sistema 2 (10 UTEs).



Fonte: Produzida pelo autor.

O despacho econômico obtido através da matriz de decisões da melhor solução pode ser encontrado na Tabela XVI a seguir.

Tabela XVI - Despacho econômico (MW) para o Sistema 2 - 10 UTEs

Hora	UTE 1	UTE 2	UTE 3	UTE 4	UTE 5	UTE 6	UTE 7	UTE 8	UTE 9	UTE 10
1	455	245	0	0	0	0	0	0	0	0
2	455	295	0	0	0	0	0	0	0	0
3	455	370	0	0	25	0	0	0	0	0
4	455	455	0	0	40	0	0	0	0	0
5	455	390	0	130	25	0	0	0	0	0
6	455	360	130	130	25	0	0	0	0	0
7	455	410	130	130	25	0	0	0	0	0
8	455	455	130	130	30	0	0	0	0	0
9	455	455	130	130	85	20	25	0	0	0
10	455	455	130	130	162	33	25	10	0	0
11	455	455	130	130	162	73	25	10	10	0
12	455	455	130	130	162	80	25	43	10	10
13	455	455	130	130	162	33	25	10	0	0
14	455	455	130	130	85	20	25	0	0	0
15	455	455	130	130	30	0	0	0	0	0
16	455	310	130	130	25	0	0	0	0	0
17	455	260	130	130	25	0	0	0	0	0
18	455	360	130	130	25	0	0	0	0	0
19	455	455	130	130	30	0	0	0	0	0
20	455	455	130	130	162	33	25	10	0	0
21	455	455	130	130	85	20	25	0	0	0
22	455	455	0	0	145	20	25	0	0	0
23	455	425	0	0	0	20	0	0	0	0
24	455	345	0	0	0	0	0	0	0	0

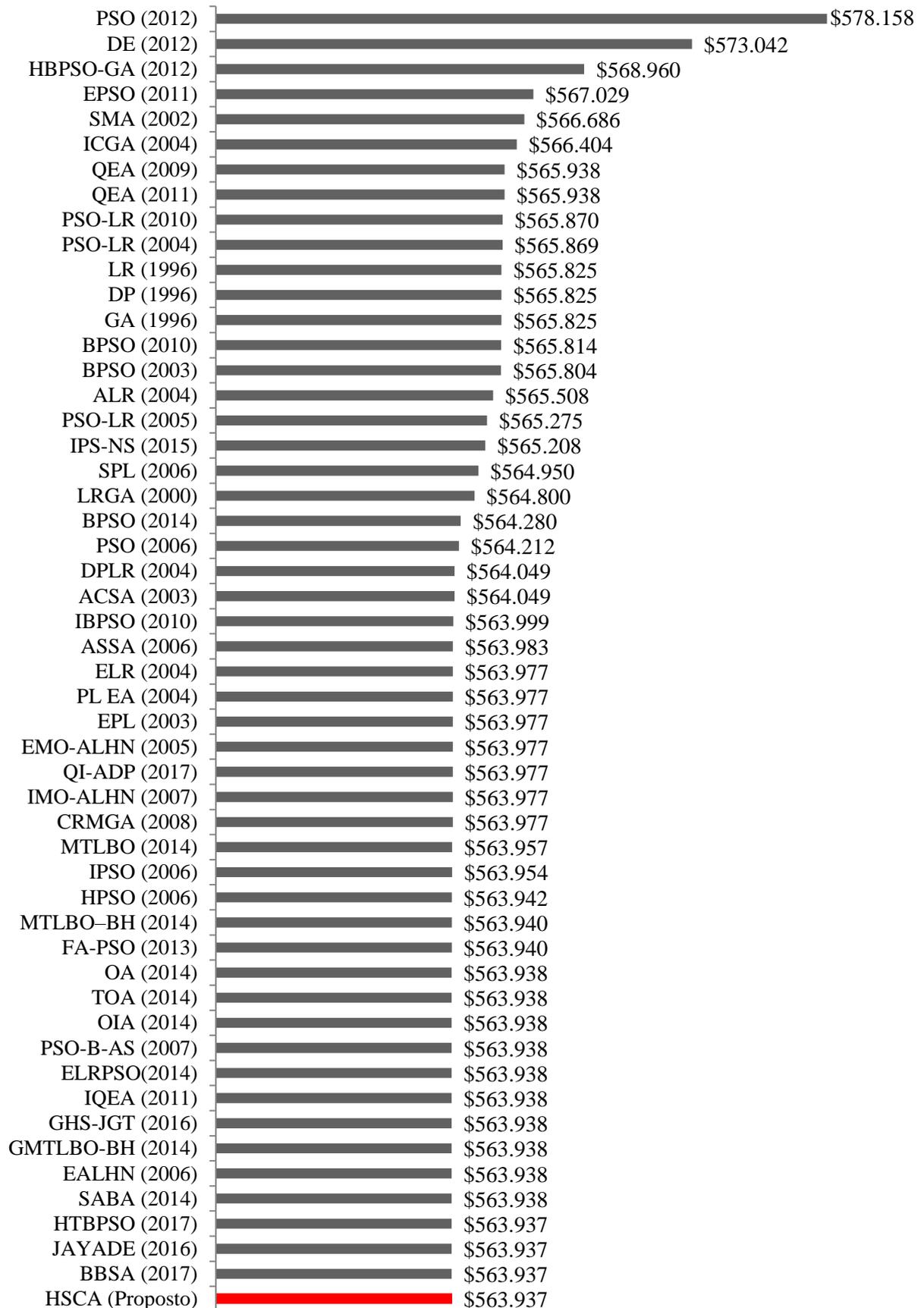
Por ser o sistema mais abordado na literatura muitas são as técnicas utilizadas na programação diária da operação do sistema composto por 10 unidades termoeletricas, dentre as quais é possível destacar:

- LR - *Lagrangian Relaxation Algorithm* (KAZARLIS *et al.*, 1996);
- DP - *Dynamic Programming Algorithm* (KAZARLIS *et al.*, 1996);
- GA - *Genetic Algorithm* (KAZARLIS *et al.*, 1996);
- ELR - *Enhanced Adaptive Lagrangian Relaxation* (ONGSAKUL; PETCHARAKS, 2004);
- ALR - *Adaptive Lagrangian Relaxation* (ONGSAKUL; PETCHARAKS, 2004);
- DPLR - *Dynamic Programming-Based LR* (ONGSAKUL; PETCHARAKS, 2004);
- ICGA - *Integer-Coded Genetic Algorithm* (DAMOUSIS *et al.*, 2004);
- HPSO - *Hybrid Particle Swarm Optimization* (TING *et al.*, 2006);

- PL EA - *Priority List-based Evolutionary Algorithm* (SRINIVASAN E CHAZELAS, 2004);
- PSO - *Particle Swarm Optimization* (ZHAO *et al.*, 2006) (GOVARDHAN; ROY, 2012);
- IPSO - *Improved Particle Swarm Optimization Algorithm* (ZHAO *et al.*, 2006);
- ASSA - *Absolutely Stochastic Simulated Annealing* (AHMED *et al.*, 2006);
- SPL - *Stochastic Priority List* (SENJYU *et al.*, 2006);
- ACSA - *Ant colony Search Algorithm* (SUM-IM E ONGSAKUL, 2003);
- PS-B-AS - *Particle Swarm Based Simulated Annealing* (SADATI *et al.*, 2007);
- LRGA - *Lagrangian Relaxation and Genetic Algorithms* (CHENG *et al.*, 2000);
- SMA - *Seeded Memetic Algorithm* (VALENZUELA; SMITH, 2002);
- EPL - *Adapting Extended Priority List* (SENJYU *et al.*, 2003);
- EMO-ALHN - *Enhanced Merit Order And Augmented Lagrange Hopfield Network* (DIEU E ONGSAKUL, 2005);
- PSO-LR - *Particle Swarm Optimization Combined With The Lagrangian Relaxation* (BALCI; VALENZUELA, 2004) (SRIYANYONG; SONG, 2005) (LOGENTHIRAN E SRINIVASAN, 2010);
- ELRPSO - *Enhanced Lagrangian Relaxation And Particle Swarm Optimization* (YU E ZHANG, 2014);
- HTBPSO - *Hybrid Topology Binary PSO* (YANG *et al.*, 2017)
- JayaDE - *Hybrid Jaya optimization and Differential Algorithm* (KUNDU; KUMAR, 2016);
- BPSO - *Binary PSO* (LOGENTHIRAN E SRINIVASAN, 2010) (JI *et al.*, 2014) (GAING, 2003);
- IBPSO - *Improved Binary PSO* (LOGENTHIRAN E SRINIVASAN, 2010);
- QEA - *Quantum-Inspired Evolutionary Algorithm* (LAU *et al.*, 2009) (CHUNG *et al.*, 2011);
- IQEA - *Improved QEA* (CHUNG *et al.*, 2011);
- QI-ADP - *Quantum-Inspired Approximate Dynamic Programming Algorithm* (QIN; WEI, 2017);
- GHS-JGT - *Gaussian Harmony Search and Jumping Gene Transposition Algorithm* (KUMAR *et al.*, 2016);

- IMO-ALHN - *Improved Merit Order and Augmented Lagrange Hopfield Neural Network* (DIEU E ONGSAKUL, 2007);
- OA - *Outer Approximation* (HAN *et al.*, 2014);
- OIA - *Outer-Inner Approximation* (HAN *et al.*, 2014);
- TOA - *Tighter Several-Step Outer Approximation* (HAN *et al.*, 2014);
- BGSA - *Binary Gravitational Search Algorithm* (JI *et al.*, 2014);
- QBGSA - *Quantum-Inspired Binary Gravitational Search Algorithm* (JI *et al.*, 2014);
- CRMGA - *Continuous Relaxation Method and Genetic Algorithm* (TOKORO *et al.*, 2008);
- MTLBO - *Modified Teaching–Learning Optimizer* (AZIZIPANAH-ABARGHOOEE *et al.*, 2014);
- MTLBO-BH - *Modified Teaching–Learning Optimizer with Black Hole Algorithm* (AZIZIPANAH-ABARGHOOEE *et al.*, 2014);
- GMTLBO-BH - *Gradient Based Modified Teaching–Learning Optimizer with Black Hole Algorithm* (AZIZIPANAH-ABARGHOOEE *et al.*, 2014);
- EPSO - *Enhanced Particle Swarm Optimization* (TÜRKAY E ZEYBEKOĞLU, 2011);
- HBPSO-GA - *Hybrid Binary Particle Swarm Optimization and Genetic Algorithm* (HOSSEINI *et al.*, 2012);
- DE - *Differential Evolution* (GOVARDHAN E ROY, 2012);
- FA-PSO - *Improved Firefly and Particle Swarm Optimization Hybrid Algorithm* (YANG *et al.*, 2013);
- SABA - *Self-Adaptive Bat-Inspired Algorithm* (NIKNAM *et al.*, 2014);
- EALHN - *Enhanced Augmented Lagrangian Hopfield Network* (DIEU E ONGSAKUL, 2006);
- BBSA - *Binary Bat Search Algorithm* (NIDHI *et al.*, 2017);
- IPS-NS - *Improved Priority List And Neighborhood Search Method* (QUAN *et al.*, 2015).

Figura 31 - Comparação entre metodologias para o Sistema 2 - 10 UTES.

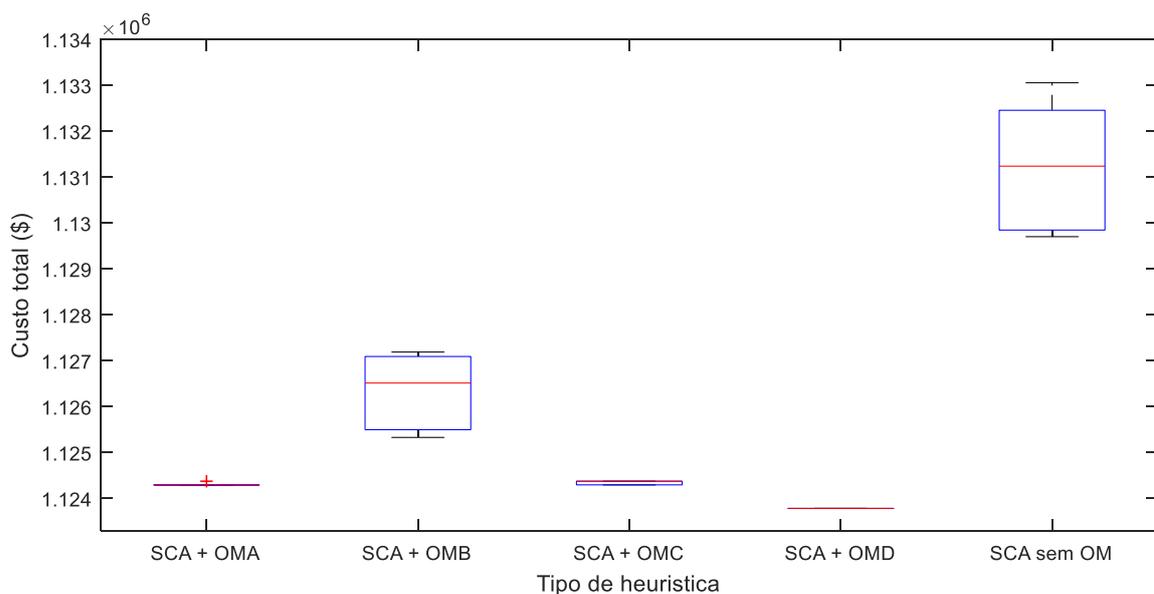


O aumento do número de UTEs no sistema proposto por Kazarlis *et al.* (1996) ocorre aumentando-se o número de unidades geradoras que compõem o planejamento da operação. Para um sistema de 20 UTEs são utilizados os mesmos dados referentes ao sistema de 10 UTEs de forma duplicada. Desta forma no sistema de 20 UTEs os dados das unidades de geração 1 e 2 são iguais aos dados da UTE 1 no sistema composto de 10 UTEs, os dados de geração das unidades 3 e 4 são iguais aos dados da UTE 2 e assim até que os dados das unidades 19 e 20 sejam iguais aos dados referentes a UTE 10 do sistema composto por 10 unidades. No sistema de 20 UTEs a potência demandada é também aumentada, sendo duas vezes a demanda horária do sistema de 10 UTEs. O mesmo processo de aumento proporcional ocorre para o sistema de 40 UTEs.

Para a simulação do caso composto 20 UTEs foram consideradas uma população inicial de 40 soluções e 40 iterações. Foram realizadas 10 simulações em distintas configurações: com informações heurísticas provenientes das ordens de mérito (OMA, OMB, OMC e OMD); e sem utilizar informações heurísticas para garantia de factibilidade das soluções.

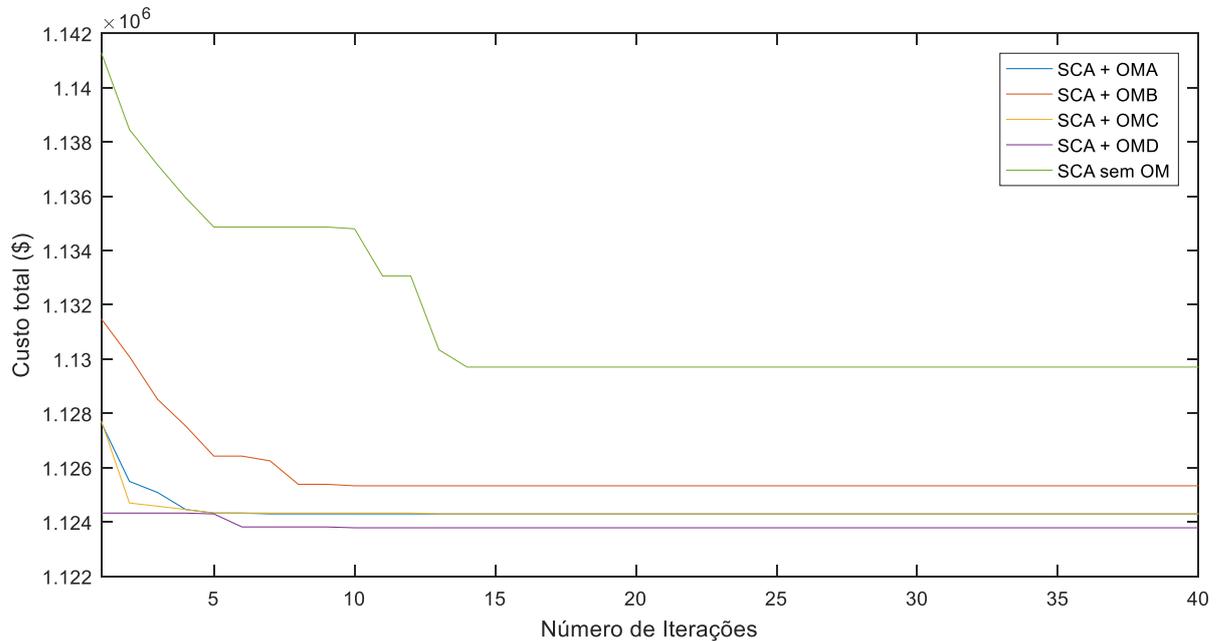
A Figura 32 abaixo mostra o *boxplot* dos menores custos da programação diária da operação ao longo das 10 simulações realizadas para cada uma das combinações do HSCA. A evolução das melhores soluções encontradas em cada uma dessas combinações pode ser observada na Figura 33.

Figura 32 - Distribuição dos menores custos de programação diária da operação para o Sistema 2 (20 UTEs) utilizando 40 iterações e 40 soluções iniciais.



Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 33 - Evolução dos menores custos da programação diária da operação para o Sistema 2 (20 UTEs) utilizando 40 soluções iniciais e 40 iterações.



Fonte: Produzida pelo autor.

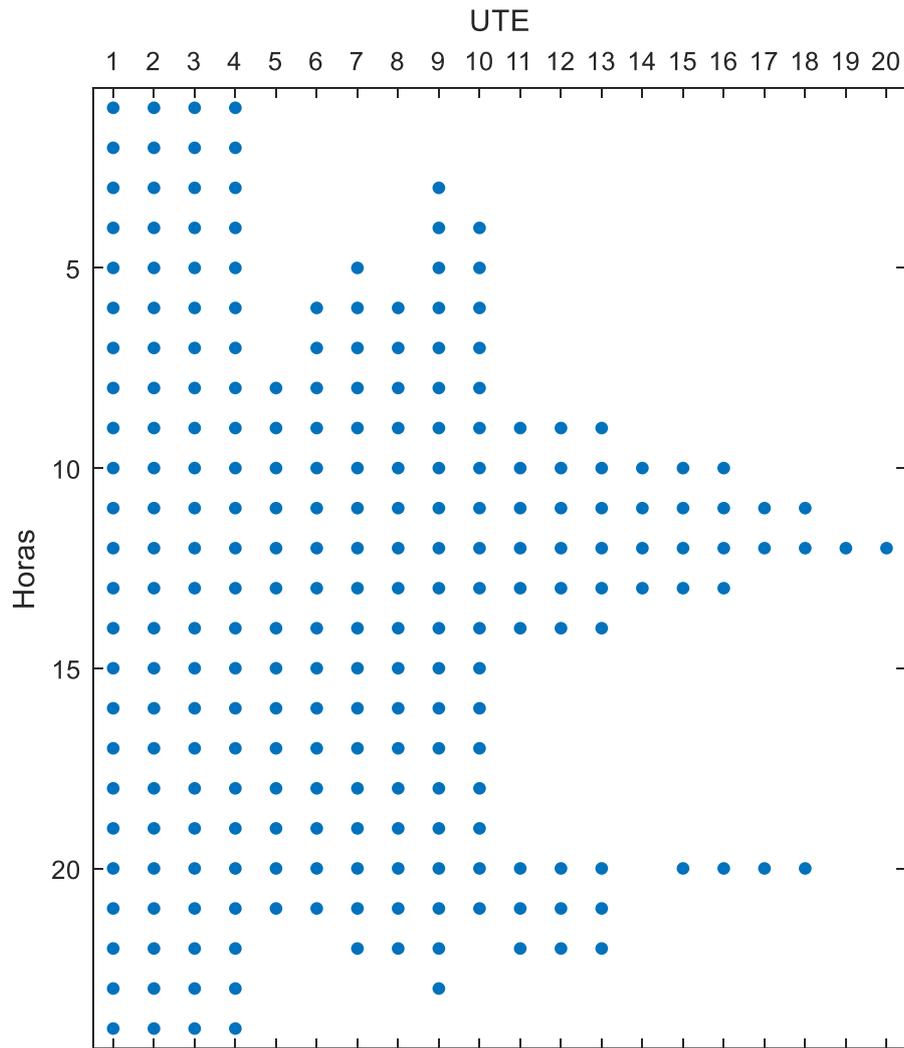
No sistema composto por 20 UTEs as simulações onde a metodologia foi aplicada utilizando informações heurísticas apresentaram melhores resposta quando comparadas as simulações sem OM.

O menor custo referente ao planejamento diário da operação foi de \$1123783, encontrado pelo HSCA utilizando a ordem de mérito baseada em multiplicadores de *Lagrange* (OMD).

Analisando a Figura 32 é possível notar que a maior dispersão de resultados em simulações com ordem de mérito ocorre no índice fornecido pelo custo marginal de geração (OM B).

Verificando a matriz de decisões de operação da melhor solução para o sistema composto por 20 UTEs é possível destacar as unidades que estão em operação ao longo do horizonte de planejamento (Figura 34).

Figura 34 - UTEs em operação na melhor solução obtida para o Sistema 2 (20 UTEs)



Fonte: Produzida pelo autor.

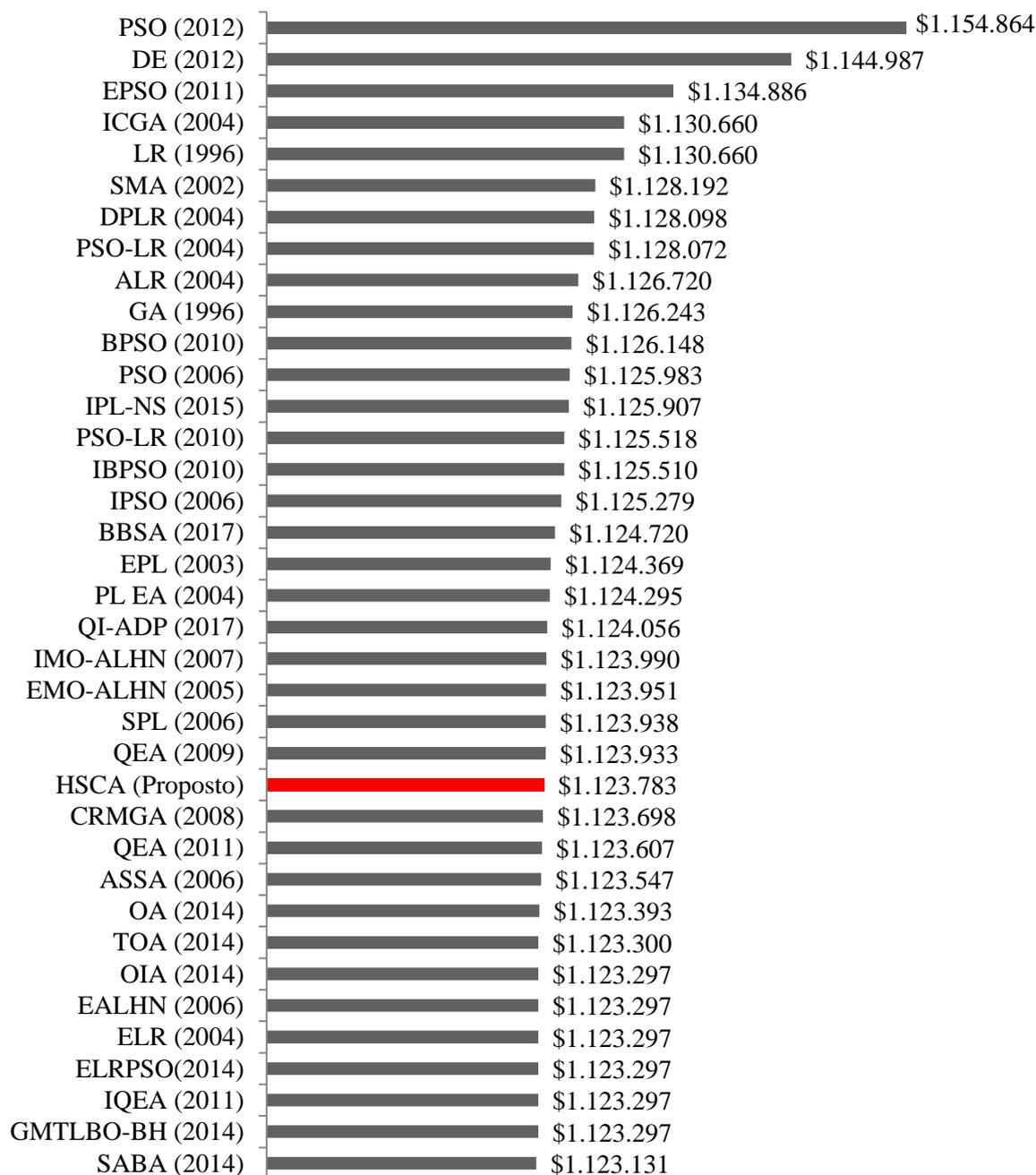
A potência ativa despachada por cada UTE em funcionamento de acordo com a matriz de decisões de operação da Figura 34 pode ser encontrada na Tabela XVII a seguir.

Tabela XVII - Despacho econômico (MW) para o Sistema 2 - 20 UTEs

Hora	UTE																			
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
1	455	455	245	245	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	455	455	295	295	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	455	455	382	383	0	0	0	0	25	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	455	455	455	455	0	0	0	0	40	40	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	455	455	455	455	0	0	130	0	25	25	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	455	455	425	425	0	130	130	130	25	25	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	455	455	455	455	0	130	130	130	45	45	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	455	455	455	455	130	130	130	130	30	30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
9	455	455	455	455	130	130	130	130	98	97	20	20	25	0	0	0	0	0	0	0
10	455	455	455	455	130	130	130	130	162	162	33	33	25	25	10	10	0	0	0	0
11	455	455	455	455	130	130	130	130	162	162	73	73	25	25	10	10	10	10	0	0
12	455	455	455	455	130	130	130	130	162	162	80	80	25	25	43	43	10	10	10	10
13	455	455	455	455	130	130	130	130	162	162	33	33	25	25	10	10	0	0	0	0
14	455	455	455	455	130	130	130	130	98	97	20	20	25	0	0	0	0	0	0	0
15	455	455	455	455	130	130	130	130	30	30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
16	455	455	310	310	130	130	130	130	25	25	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
17	455	455	260	260	130	130	130	130	25	25	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
18	455	455	360	360	130	130	130	130	25	25	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
19	455	455	455	455	130	130	130	130	30	30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
20	455	455	455	455	130	130	130	130	162	162	35	36	25	0	10	10	10	10	0	0
21	455	455	455	455	130	130	130	130	98	97	20	20	25	0	0	0	0	0	0	0
22	455	455	455	455	0	0	130	130	55	0	20	20	25	0	0	0	0	0	0	0
23	455	455	432	433	0	0	0	0	25	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
24	455	455	345	345	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Como ocorre no sistema de 10 UTEs muitas são as técnicas utilizadas para solução da programação diária da operação para configuração de 20 unidades de geração. A Figura 35 traz a comparação do menor custo da programação diária da operação nas principais metodologias aplicadas ao referido sistema.

Figura 35 - Comparação entre metodologias para o Sistema 2 - 20 UTES.



Fonte: Produzida pelo autor.

Analisando os menores custos encontrados na literatura é possível perceber que a metodologia híbrida possui o décimo terceiro menor custo dos trinta e sete apresentados para o sistema de 20 UTES. A diferença percentual entre o custo encontrando utilizando-se o HSCA e o custo obtido na metodologia SABA é de apenas 0,06%.

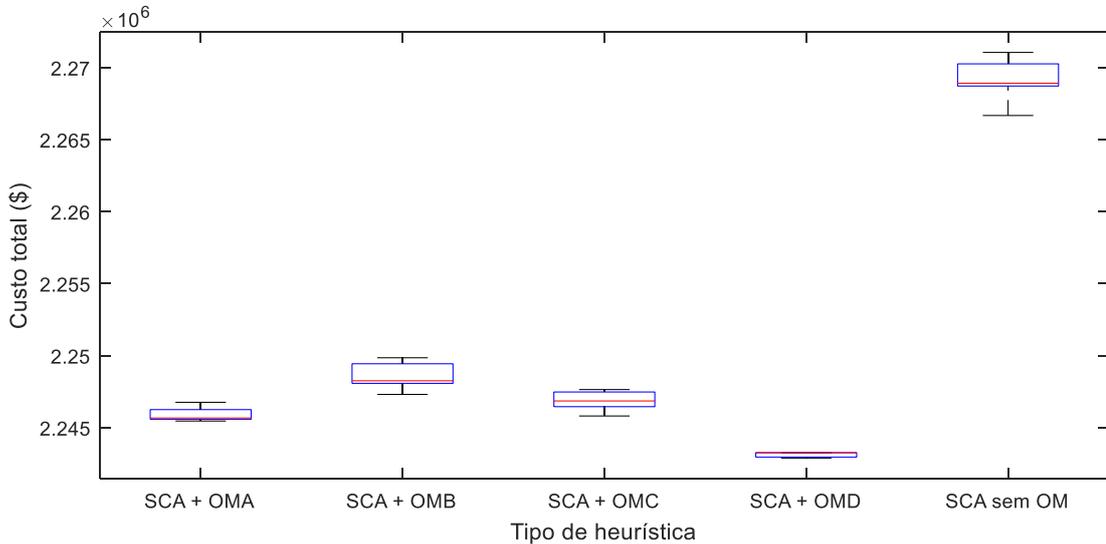
Para o sistema composto por 40 unidades geradoras os dados referentes às termoelétricas são os mesmos informados no sistema de 10 UTES. As UTES 1, 2, 3 e 4 do sistema de 40 UTES possuem dados similares aos da UTE 1 do sistema composto por 10

UTES, os dados das UTEs 5,6,7 e 8 são iguais aos dados da UTE 2 do sistema de 10 UTEs e assim por diante.

A demanda horária é considerada quatro vezes o valor da demanda do sistema composto por dez termoelétricas.

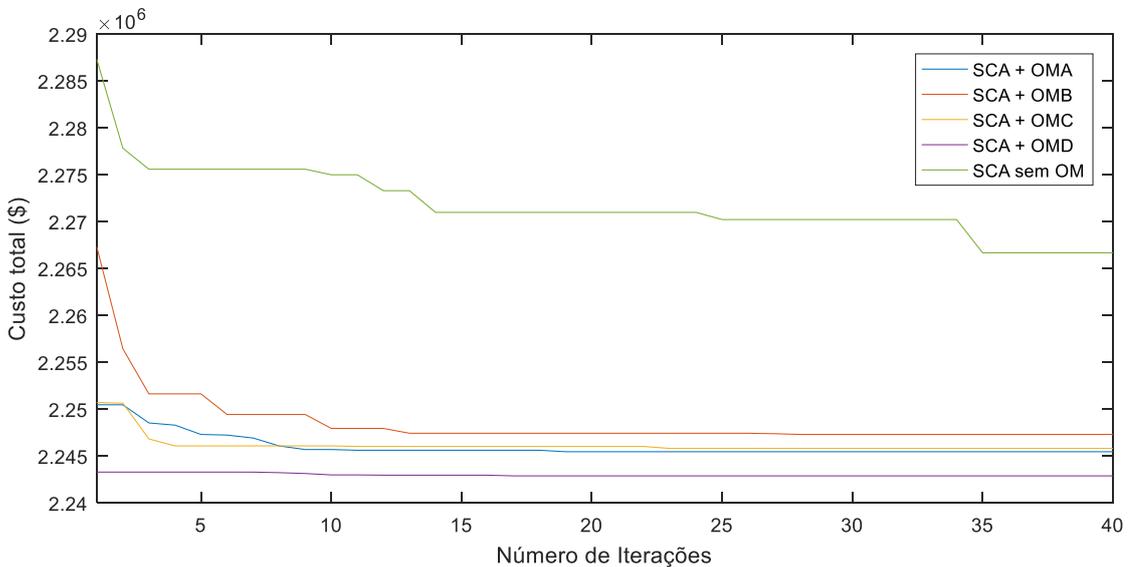
As simulações foram realizadas com os mesmos parâmetros utilizados no sistema de 20 UTEs. A Figura 36 mostra o *boxplot* com os menores custos totais referentes à programação diária da operação ao longo de 10 simulações. Na Figura 37 é possível verificar a evolução da melhor solução em cada uma das combinações simuladas.

Figura 36 - Distribuição dos menores custos de programação diária da operação para o Sistema 2 (40 UTEs) utilizando 40 iterações e 40 soluções iniciais.



Fonte: Produzida pelo autor.

Figura 37 - Evolução dos menores custos da programação diária da operação para o Sistema 2 (40 UTEs) utilizando 40 soluções iniciais e 40 iterações.

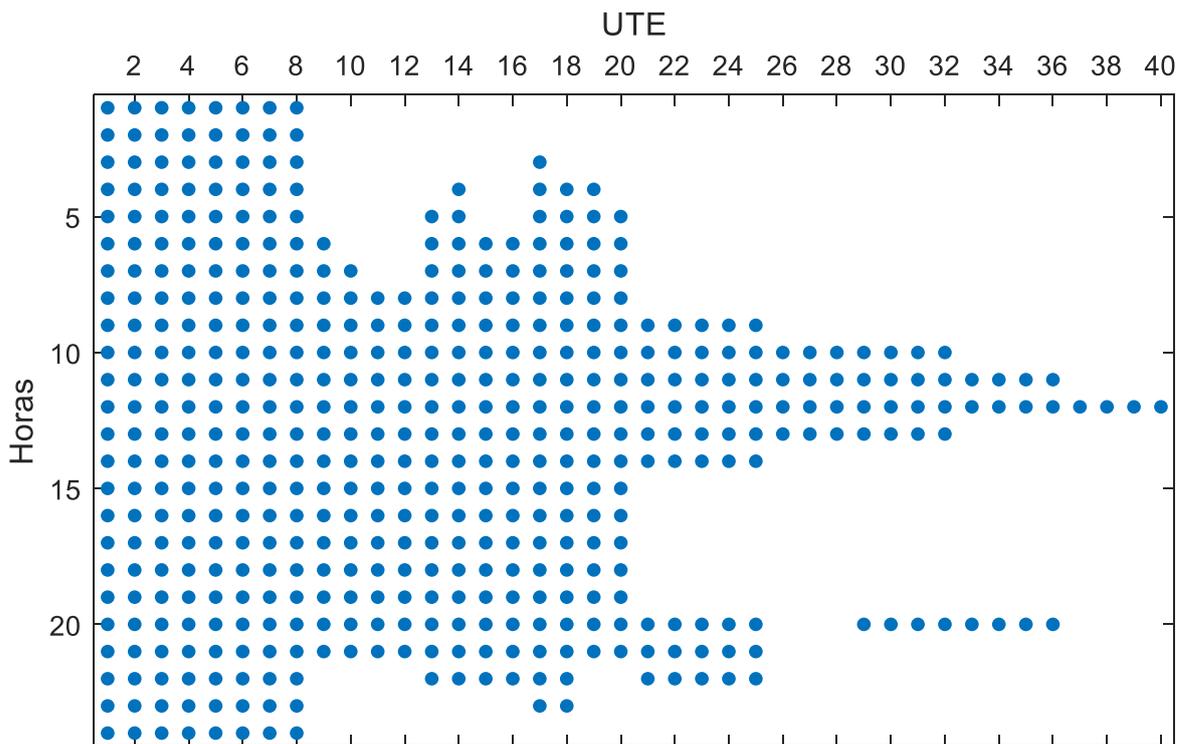


Fonte: Produzida pelo autor.

Ao comparar os sistemas de 10, 20 e 40 UTEs é possível perceber que a utilização do modelo híbrido HSCA com informações heurísticas fornece menores custos de planejamento operação de sistemas termoeletricos do que a utilização do algoritmo SCA sem ordens de mérito. É possível ainda notar que dos quatro índices utilizados o que possui pior resposta é aquele onde utiliza-se a OMB, neste índice de sensibilidade especificamente não é considerada a parcela fixa (a) do custo de geração das unidades termoeletricas.

O menor custo encontrado é mais uma vez aquele obtido através da utilização da ordem de mérito baseada em multiplicadores de *Lagrange* (OMD). O menor custo obtido foi de \$2242882. A Figura 38 mostra a distribuição das unidades geradoras em atividade da melhor solução dentre todas as simulações.

Figura 38 - UTEs em operação na melhor solução obtida para o Sistema 2 (40 UTEs).



Fonte: Produzida pelo autor.

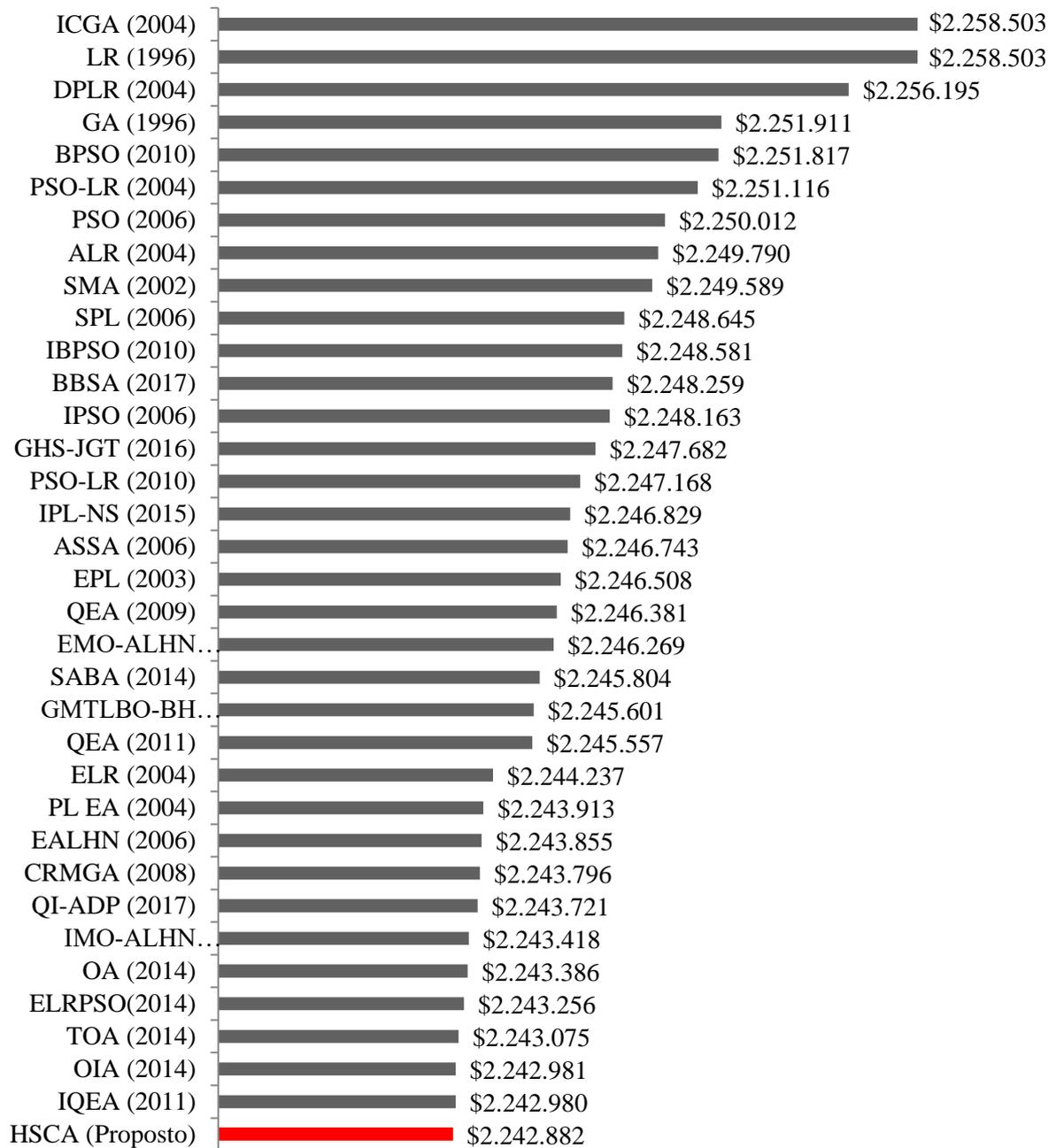
A partir da matriz de decisões de operações representada pela Figura 38 foi possível obter o despacho econômico da melhor solução. A Tabela XVIII mostra o despacho econômico para o sistema de 40 UTEs.

Tabela XVIII - Despacho econômico (MW) para o Sistema 2 - 40 UTEs

UTE	Horas																							
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
1	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455
2	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455
3	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455
4	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455
5	245	295	389	444	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	310	260	360	455	455	455	455	433	345
6	245	295	389	444	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	310	260	360	455	455	455	455	433	345
7	245	295	389	444	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	310	260	360	455	455	455	455	433	345
8	245	295	389	444	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	455	310	260	360	455	455	455	455	432	345
9	0	0	0	0	0	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	0	0	0
10	0	0	0	0	0	0	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	0	0	0
11	0	0	0	0	0	0	0	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	0	0	0
12	0	0	0	0	0	0	0	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	0	0	0
13	0	0	0	0	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	0	0
14	0	0	0	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	0	0
15	0	0	0	0	0	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	0	0
16	0	0	0	0	0	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	130	0	0
17	0	0	25	25	25	28	45	30	104	162	162	162	162	104	30	25	25	25	30	162	104	68	25	0
18	0	0	0	25	25	28	45	30	104	162	162	162	162	104	30	25	25	25	30	162	104	67	25	0
19	0	0	0	25	25	28	45	30	104	162	162	162	162	104	30	25	25	25	30	162	104	0	0	0
20	0	0	0	0	25	27	45	30	104	162	162	162	162	104	30	25	25	25	30	162	104	0	0	0
21	0	0	0	0	0	0	0	0	20	33	73	80	33	20	0	0	0	0	0	42	20	20	0	0
22	0	0	0	0	0	0	0	0	20	33	73	80	33	20	0	0	0	0	0	42	20	20	0	0
23	0	0	0	0	0	0	0	0	20	33	73	80	33	20	0	0	0	0	0	42	20	20	0	0
24	0	0	0	0	0	0	0	0	20	33	73	80	33	20	0	0	0	0	0	42	20	20	0	0
25	0	0	0	0	0	0	0	0	25	25	25	25	25	25	0	0	0	0	0	25	25	25	0	0
26	0	0	0	0	0	0	0	0	0	25	25	25	25	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
27	0	0	0	0	0	0	0	0	0	25	25	25	25	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
28	0	0	0	0	0	0	0	0	0	25	25	25	25	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
29	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	10	43	10	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0
30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	10	43	10	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0
31	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	10	43	10	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0
32	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	10	43	10	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0
33	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	10	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0
34	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	10	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0
35	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	10	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0
36	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	10	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0
37	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
38	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
39	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

A Figura 39 traz o comparativo do melhor resultado encontrado pelo HSCA e diversas outras técnicas aplicadas à programação diária da operação para o sistema composto por 40 UTEs.

Figura 39 - Comparação entre metodologias para o Sistema 2 - 40 UTES



Fonte: Produzida pelo autor.

7.5 SISTEMA 3 - PROGRAMAÇÃO DIÁRIA DA OPERAÇÃO PARA 10 UTES CONSIDERANDO RAMPA DE GERAÇÃO

No estudo do planejamento da operação a restrição referente à rampa de geração representa um grau de complexidade maior do que em problemas que não a consideram em sua formulação. Além da restrição de tempos mínimos de parada e partida, a restrição de

limite de variação da geração de potência ativa cria uma dependência entre os períodos de planejamento para cada UTE.

A restrição equacionada por (12) ou (13) limita o despacho de potência a uma taxa de variação máxima de subida (*UR*) ou descida (*DR*).

Na metodologia proposta ao realizar a análise de factibilidade a restrição de atendimento à demanda e reserva foi proposta de acordo com a equação (7). Contudo ao considerar a rampa de geração na modelagem do problema é necessário realizar uma alteração no equacionamento de garantia de factibilidade. Tal mudança é oriunda do fato que as UTEs nem sempre poderão gerar o máximo de sua capacidade em qualquer período. O equacionamento correto para análise da restrição de atendimento à reserva é dado pela equação (23) :

$$\sum_{i=1}^{NG} U_i(t) \cdot Pg_i^{MAX}(t) \geq Pl(t) + rg(t) \quad (23)$$

Onde $Pg_i^{MAX}(t)$ está relacionada à máxima potência gerada pela unidade *i* no instante *t-1* acrescida da rampa de subida (*UR*) ou decrescida da rampa de descida (*DR*).

$$Pg_i^{MAX}(t) = Pg_i^{MAX}(t-1) + UR \quad (24)$$

$$Pg_i^{MAX}(t) = Pg_i^{MAX}(t-1) - DR \quad (25)$$

Os dados referentes às unidades térmicas, demanda horária e reserva girante utilizados no Sistema 3 são os mesmos fornecidos no Sistema 2.

Os valores referentes à rampa de subida (*UR*) e rampa de Descida (*DR*) são baseados na potência ativa máxima de cada UTE. Para o Sistema 3 as rampas de subida e descida são iguais a 20% do valor da potência máxima de cada unidade geradora.

$$UR_i = DR_i = 0,2 \cdot Pg_i^{max}$$

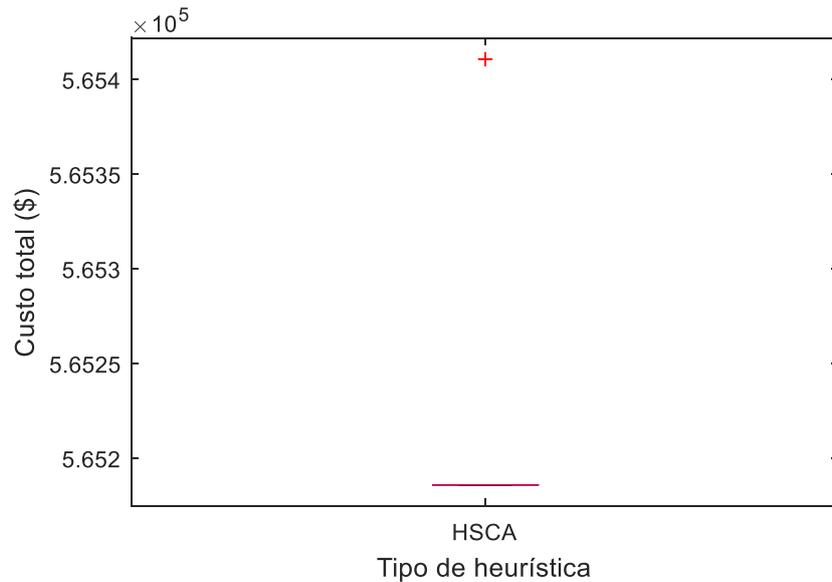
A Tabela XIX mostra os valores de *UR* e *DR* para o sistema 3 de 10 UTEs.

Tabela XIX - Valores da rampa de subida (*UR*) e descida (*DR*)

UTE	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
<i>UR</i> (MW/h)	91	91	26	26	32,4	16	17	11	11	11
<i>DR</i> (MW/h)	91	91	26	26	32,4	16	17	11	11	11

Devido ao melhor desempenho do HSCA em conjunto com a OMD baseada em multiplicadores de *Lagrange* foram realizadas 10 simulações nessas configurações. Foram utilizadas 20 soluções iniciais ao longo de 20 iterações como parâmetros do algoritmo. Os custos otimizados referentes ao planejamento diário da operação podem ser observados no *boxplot* da Figura 40.

Figura 40 - Distribuição dos menores custos de programação diária da operação para o Sistema 3.



Fonte: Produzida pelo autor.

A melhor resposta encontrada pelo HSCA foi um custo de programação diária da operação de \$565186. Este valor foi obtido em 90% das simulações realizadas. A Tabela XX mostra o despacho econômico da melhor solução encontrada. Em destaque na tabela estão os períodos onde a rampa de geração atingiu o limite de *UR* ou *DR*.

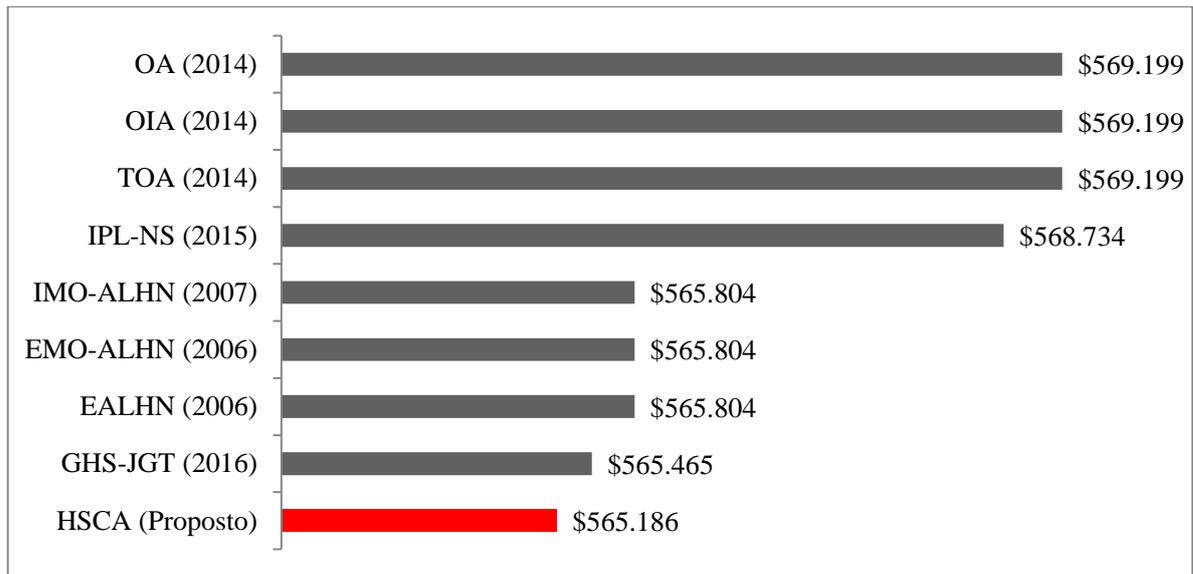
Tabela XX - Despacho econômico (MW) para o Sistema 3

Hora	UTE 1	UTE 2	UTE 3	UTE 4	UTE 5	UTE 6	UTE 7	UTE 8	UTE 9	UTE 10
1	455	245	0	0	0	0	0	0	0	0
2	455	295	0	0	0	0	0	0	0	0
3	455	370	0	0	25	0	0	0	0	0
4	455	455	0	0	40	0	0	0	0	0
5	455	390	0	130	25	0	0	0	0	0
6	455	360	130	130	25	0	0	0	0	0
7	455	402,6	130	130	32,4	0	0	0	0	0
8	455	420,2	130	130	64,8	0	0	0	0	0
9	455	423,2	130	130	97,2	39,6	25	0	0	0
10	455	455	130	130	129,6	55,6	25	19,8	0	0
11	455	455	130	130	162	71,6	25	11,4	10	0
12	455	455	130	130	162	80	34,6	22,4	21	10
13	455	455	130	130	129,6	64	25	11,4	0	0
14	455	414,8	130	130	97,2	48	25	0	0	0
15	455	420,2	130	130	64,8	0	0	0	0	0
16	455	329,2	107,6579	125,7421	32,4	0	0	0	0	0
17	455	260	130	130	25	0	0	0	0	0
18	455	327,6	130	130	57,4	0	0	0	0	0
19	455	395,2	130	130	89,8	0	0	0	0	0
20	455	455	130	130	122,2	36	25	46,8	0	0
21	455	443,4	130	130	96,6	20	25	0	0	0
22	455	455	0	0	129	36	25	0	0	0
23	455	425	0	0	0	20	0	0	0	0
24	455	345	0	0	0	0	0	0	0	0

Analisando a Tabela XX fica claro que a consideração da restrição de rampa na formulação do problema referente à programação diária da operação implica em aumento do custo relativo à geração das unidades termoelétricas.

Ao comparar a Tabela XX com a Tabela XVI é possível perceber que não há aumento no custo referente a parada e partida das unidades. A comparação do custo total encontrado pela metodologia proposta e os relatados na literatura podem ser observados na Figura 41.

Figura 41 - Comparação entre metodologias para o Sistema 3.

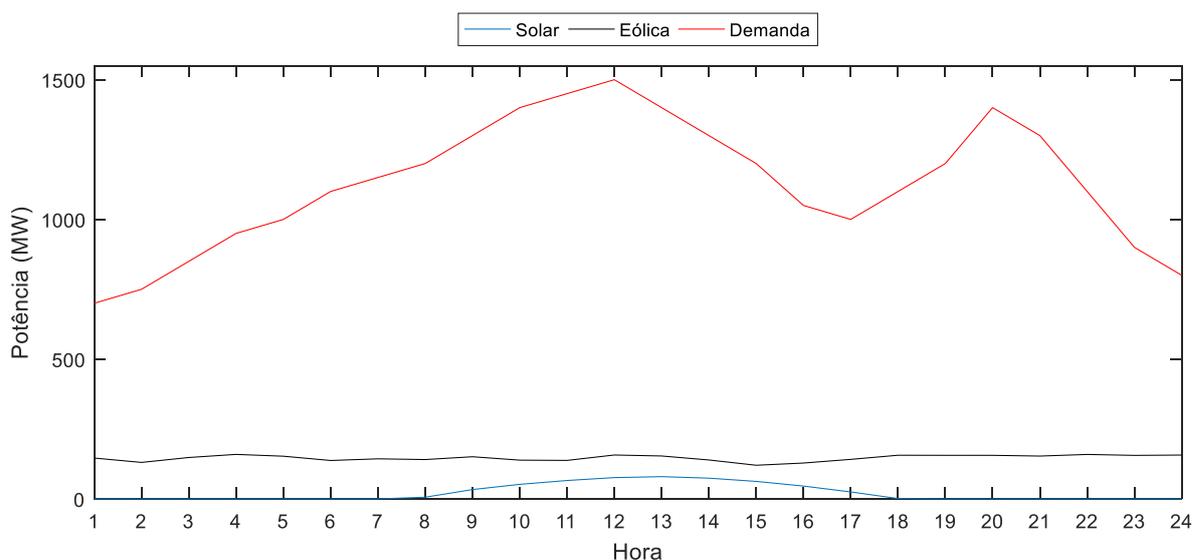


Fonte: Produzida pelo autor.

7.6 SISTEMA 4 - PROGRAMAÇÃO DIÁRIA DA OPERAÇÃO PARA 10 UTES COM ALTA PENETRAÇÃO DE FONTES RENOVÁVEIS

O Sistema 4 refere-se ao sistema proposto por Abujarad *et al.* (2016) onde os dados das unidades geradoras, demanda e reserva são idênticos aos utilizados nos sistemas 2 e 3. O intuito destas simulações foi de analisar o impacto da inserção de fontes de energia como solar e eólica ao planejamento diário da operação de sistemas antes puramente termoelétricos. Os dados da demanda horária, geração eólica e geração solar em MW podem ser encontrados no Anexo A deste trabalho e ilustrados na Figura 42.

Figura 42 - Comparação entre demanda horária e capacidade de geração de fontes renováveis.



Fonte: Produzida pelo autor.

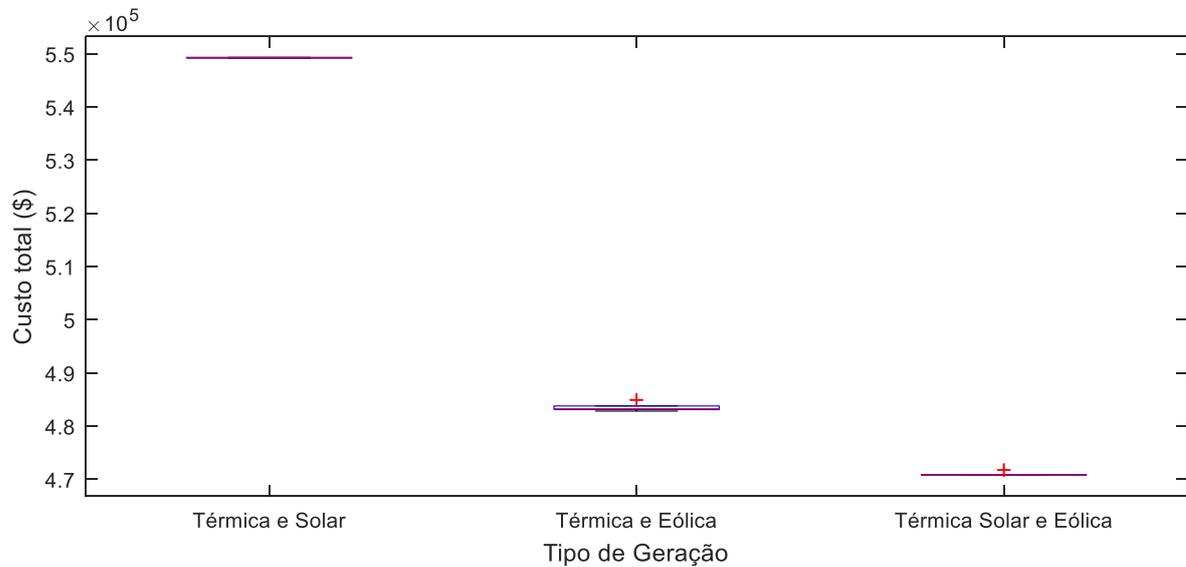
Através da análise da Figura 42 é possível identificar as características que tornam a inserção de fontes de energia renováveis um desafio para a programação diária da operação. Nota-se que a geração de energia através da fonte solar ocorre apenas no período onde há uma incidência mínima de radiação. Neste sistema o período de geração ocorre de 8 às 18 horas, totalizando um período de geração de 10 horas em uma curva de geração similar a uma parábola.

Na geração eólica a principal dificuldade está relacionada à dificuldade de previsão da velocidade do vento para grandes horizontes de planejamento, fator este que será tratado no Sistema 5 deste trabalho.

Nas simulações realizadas não são atribuídos custos de operação e geração para as fontes renováveis, desta forma as gerações decorrentes das mesmas são utilizadas em sua total capacidade antes que as unidades de geração termoelétricas sejam acionadas.

Para as simulações foram utilizados os mesmos parâmetros do Sistema 3 onde o HSCA foi aplicado utilizando a ordem de mérito baseada em multiplicadores de *Lagrange* (OMD) ao longo de 10 simulações. As simulações foram separadas em 3 subsistemas de gerações de energia elétrica: “Geração Térmica e Solar”, “Geração Térmica e Eólica” e “Geração Térmica, Solar e Eólica”. A Figura 43 mostra a distribuição dos melhores resultados obtidos para o custo final encontrados em cada um dos subsistemas.

Figura 43 - Distribuição dos menores custos de programação diária da operação para o Sistema 4.



Fonte: Produzida pelo autor.

Observando a Figura 43 é possível notar que o menor custo de planejamento da operação ocorre quando as três fontes de geração são utilizadas em conjunto. Através da Tabela XXI é possível comparar os custos obtidos na aplicação da metodologia em sistemas que consideram fontes renováveis de geração com o custo encontrado no sistema de 10 UTE puramente térmico. A diferença entre o modelo que utiliza as três fontes de geração e o sistema puramente térmico é de \$93184,4 o que representa uma redução monetária percentual de 16,52%.

Tabela XXI - Custo de planejamento por fonte de geração utilizada

Tipo de Geração - Sistema 10 UTEs				
	Térmica	Térmica e Solar	Térmica e Eólica	Térmica, Solar e Eólica
Custo Total	\$565937	\$549138,6	\$482788,9	\$470752,6

A redução do custo de planejamento ocorre através da redução da produção de energia pelas térmicas além da redução dos custos relacionados ao acionamento das unidades. As Tabelas XXII, XIII e XXIV mostram o despacho econômico das configurações: “Térmica e Solar”, “Térmica e Eólica” e “Térmica Solar e Eólica” respectivamente. Posições destacadas na matriz de despacho representam decisões de desligamento das unidades ou redução da geração quando comparadas ao sistema onde a geração de energia elétrica é puramente termoelétrica (Tabela XVI).

Tabela XXII - Despacho econômico (MW) para geração "Térmica e Solar"

Hora	Solar	UTE 1	UTE 2	UTE 3	UTE 4	UTE 5	UTE 6	UTE 7	UTE 8	UTE 9	UTE 10
1	0	455	245	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	455	295	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	455	370	0	0	25	0	0	0	0	0
4	0	455	455	0	0	40	0	0	0	0	0
5	0	455	390	0	130	25	0	0	0	0	0
6	0	455	360	130	130	25	0	0	0	0	0
7	0	455	410	130	130	25	0	0	0	0	0
8	6,08	455	453,92	130	130	25	0	0	0	0	0
9	33,44	455	455	130	130	76,56	20	0	0	0	0
10	52,08	455	455	130	130	132,92	20	25	0	0	0
11	65,84	455	455	130	130	159,16	20	25	10	0	0
12	76,16	455	455	130	130	162	46,84	25	10	10	0
13	79,604	455	455	130	130	105,396	20	25	0	0	0
14	74,16	455	455	130	130	35,84	20	0	0	0	0
15	62,64	455	397,36	130	130	25	0	0	0	0	0
16	45,92	455	264,08	130	130	25	0	0	0	0	0
17	24,96	455	235,04	130	130	25	0	0	0	0	0
18	1,28	455	358,72	130	130	25	0	0	0	0	0
19	0	455	455	130	130	30	0	0	0	0	0
20	0	455	455	130	130	162	33	25	10	0	0
21	0	455	455	130	130	85	20	25	0	0	0
22	0	455	455	0	0	145	20	25	0	0	0
23	0	455	425	0	0	0	20	0	0	0	0
24	0	455	345	0	0	0	0	0	0	0	0

Analisando a Tabela XXII é possível perceber que muitas unidades foram desativadas nos períodos onde a geração solar foi capaz de suprir tanto a demanda horária quanto a reserva girante. Quando não houve desligamento de UTEs o algoritmo proposto reduziu a geração das unidades geradoras de menor eficiência.

Tabela XXIII - Despacho econômico (MW) para geração "Térmica e Eólica"

Hora	Eólica	UTE 1	UTE 2	UTE 3	UTE 4	UTE 5	UTE 6	UTE 7	UTE 8	UTE 9	UTE 10
1	146,164	403,836	150	0	0	0	0	0	0	0	0
2	130,515	455	164,485	0	0	0	0	0	0	0	0
3	148,15	455	246,85	0	0	0	0	0	0	0	0
4	159,215	455	335,785	0	0	0	0	0	0	0	0
5	152,758	455	367,242	0	0	25	0	0	0	0	0
6	137,447	455	352,553	0	130	25	0	0	0	0	0
7	143,393	455	396,607	0	130	25	0	0	0	0	0
8	140,825	455	449,175	0	130	25	0	0	0	0	0
9	150,843	455	409,157	130	130	25	0	0	0	0	0
10	138,672	455	455	130	130	66,328	0	25	0	0	0
11	137,778	455	455	130	130	97,222	20	25	0	0	0
12	157,063	455	455	130	130	127,937	20	25	0	0	0
13	153,581	455	455	130	130	56,419	20	0	0	0	0
14	139,257	455	420,743	130	130	25	0	0	0	0	0
15	120,384	455	339,616	130	130	25	0	0	0	0	0
16	128,33	455	181,67	130	130	25	0	0	0	0	0
17	141,441	455	150	105,1726	123,3864	25	0	0	0	0	0
18	156,23	455	203,77	130	130	25	0	0	0	0	0
19	155,965	455	304,035	130	130	25	0	0	0	0	0
20	155,904	455	455	130	130	64,096	0	0	10	0	0
21	153,255	455	406,745	130	130	25	0	0	0	0	0
22	159,05	455	455	0	0	30,95	0	0	0	0	0
23	155,738	455	289,262	0	0	0	0	0	0	0	0
24	156,897	455	188,103	0	0	0	0	0	0	0	0

Ao comparar as Tabelas XXIII e XII é possível perceber que a redução do custo na configuração geração térmica e eólica é ainda maior devido à diferença na geração de potência ativa proveniente da fonte renovável. A redução do despacho econômico no sistema de geração térmico e eólico ocorre em todo o horizonte de planejamento diferentemente do sistema cuja fonte renovável é proveniente da incidência da radiação solar.

Tabela XXIV - Despacho econômico (MW) para geração "Térmica, Solar e Eólica"

Hora	Eólica	Solar	UTE 1	UTE 2	UTE 3	UTE 4	UTE 5	UTE 6	UTE 7	UTE 8	UTE 9	UTE 10
1	146,164	0	403,836	150	0	0	0	0	0	0	0	0
2	130,515	0	455	164,485	0	0	0	0	0	0	0	0
3	148,15	0	455	246,85	0	0	0	0	0	0	0	0
4	159,215	0	455	335,785	0	0	0	0	0	0	0	0
5	152,758	0	455	367,242	0	0	25	0	0	0	0	0
6	137,447	0	455	352,553	0	130	25	0	0	0	0	0
7	143,393	0	455	396,607	0	130	25	0	0	0	0	0
8	140,825	6,08	455	443,095	0	130	25	0	0	0	0	0
9	150,843	33,44	455	375,717	130	130	25	0	0	0	0	0
10	138,672	52,08	455	444,248	130	130	25	0	25	0	0	0
11	137,778	65,84	455	455	130	130	51,382	0	25	0	0	0
12	157,063	76,16	455	455	130	130	71,777	0	25	0	0	0
13	153,581	79,604	455	426,815	130	130	25	0	0	0	0	0
14	139,257	74,16	455	346,583	130	130	25	0	0	0	0	0
15	120,384	62,64	455	406,976	0	130	25	0	0	0	0	0
16	128,33	45,92	455	265,75	0	130	25	0	0	0	0	0
17	141,441	24,96	455	223,599	0	130	25	0	0	0	0	0
18	156,23	1,28	455	332,49	0	130	25	0	0	0	0	0
19	155,965	0	455	434,035	0	130	25	0	0	0	0	0
20	155,904	0	455	455	130	130	64,096	0	0	10	0	0
21	153,255	0	455	406,745	130	130	25	0	0	0	0	0
22	159,05	0	455	330,95	130	0	25	0	0	0	0	0
23	155,738	0	455	159,262	130	0	0	0	0	0	0	0
24	156,897	0	455	150	38,103	0	0	0	0	0	0	0

De forma análoga as duas configurações anteriores a matriz de despacho econômico apresenta reduzida geração das unidades menos eficientes além de não acionar algumas das unidades com menor capacidade de geração.

A combinação das duas fontes renováveis permite ao sistema alcançar o menor custo de planejamento dentre todas as configurações simuladas. O Sistema apresentado pela Tabela XXIV traz características distintas às matrizes das Tabelas XXII e XXIII como: o não acionamento das UTEs 9 e 10 em todo o horizonte de planejamento; e ativação da UTE 8 apenas na vigésima hora. Outra característica específica do despacho econômico representado pela Tabela XXIV é a desativação da UTE 3 nos períodos de 15 a 19 horas diferente do devido ao elevado valor da geração no período e do cumprimento da restrição do tempo mínimo de parada, que no caso da UTE 3 é de cinco períodos de tempo ($TMD = 5$).

Os resultados obtidos através da aplicação da metodologia proposta foram comparados com os resultados encontrados na técnica de IPL - *Improved Priority List* utilizada por

Abujarad *et al.* (2016). A Figura 44 mostra a comparação entre o HSCA utilizando a ordem de mérito baseada em multiplicadores (OMD) de *Lagrange* e o IPL.

Figura 44 - Comparação entre metodologias para o Sistema 4.



Fonte: Produzida pelo autor.

7.7 SISTEMA 5 - PROGRAMAÇÃO DIÁRIA DA OPERAÇÃO PARA 10 UTES CONSIDERANDO INCERTEZA DE GERAÇÃO EÓLICA

No Sistema 4 foi possível perceber que a utilização de fontes renováveis juntamente a geração termoelétrica faz com que o custo referente ao planejamento seja menor quando comparado a utilização de sistemas puramente termoelétricos. Porém dentre as desvantagens das fontes renováveis destacam-se: baixa capacidade de geração quando comparadas as termoelétricas; e o fator de dependência de fenômenos naturais.

A geração solar como o nome indica depende da radiação solar, ou seja, ocorre apenas no período diurno do dia. Na geração eólica além da necessidade de uma faixa de velocidade específica para geração, existe a desvantagem da dificuldade de previsão do vento para produção de energia elétrica, diferentemente da geração hidroelétrica onde além da facilidade de previsão de chuvas é possível controlar o armazenamento da água.

Estudos do TUC passaram a considerar a influência do erro de previsão da geração eólica. No estudo de Wang *et al.* (2012) uma restrição foi implementada para consideração da incerteza do vento. Abbaspour *et al.* (2013) utilizaram armazenadores de energia para compensar o efeito negativo na incerteza de ventos. Osório *et al.* (2015) e Ji *et al.* (2014) utilizaram de uma solução baseada em múltiplos cenários de geração para estipular a programação diária da operação que atenda a maioria ou todos os possíveis cenários de geração eólica. Utilizando-se das premissas adotadas nos últimos trabalhos citados, o Sistema 5 foi estipulado para apresentar duas abordagens distintas na programação diária da operação de sistemas termoelétricos considerando o erro de previsão do vento.

Os dados das unidades de geração bem como a demanda e reserva girante utilizados no Sistema 5 são os mesmos utilizados no Sistema 3 acrescido de uma unidade de geração eólica.

Para simular o erro da geração eólica são utilizados doze cenários a saber: um cenário base (previsto); nove cenários distintos com uma variação de até 20% do valor da geração eólica base; além de dois cenários extremos denominados MIN e MAX, onde a geração eólica é 20% menor e 20% maior que a geração base respectivamente. A geração eólica base proposta por *Ji et al.* (2014) pode ser observada na Tabela XXV abaixo:

Tabela XXV - Geração eólica base (Cenário C_1)

Hora	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Geração Eólica(MW)	93	107	100	100	117	103	108	80	60	57	78	72
Hora	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
Geração Eólica (MW)	60	115	68	70	117	135	110	121	123	110	88	47

A partir da geração eólica base da Tabela XXV são gerados nove cenários de acordo com a equação (26) abaixo.

$$Eg(t) = Eb(t) \pm \varphi \cdot Eb(t) \quad (26)$$

Onde:

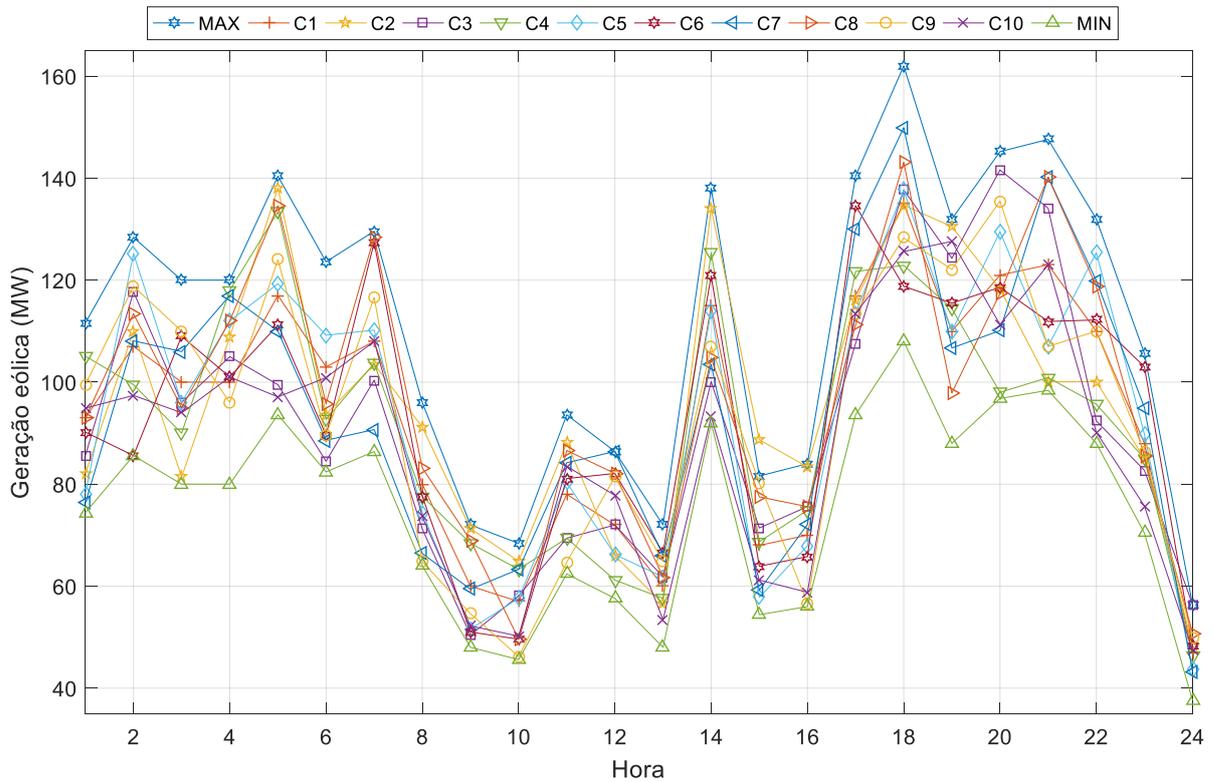
$Eg(t)$ Potência despachada pela fonte eólica no instante (t) em MW;

$Eb(t)$ Potência base despachada pela fonte eólica no instante (t) em MW;

φ Erro percentual relativo à incerteza dos ventos pertencente ao intervalo [+20%,-20%];

A geração eólica em MW dos doze cenários de geração pode ser observada na Figura 45 para um horizonte de estudo de 24 horas. Destaca-se que o cenário denominado C_1 refere-se à geração base fornecida na Tabela XXV. O cenário C_2 representa o cenário de comparação utilizado em *Ji et al.* (2014). O cenário MAX representa uma geração eólica 20% maior que a geração de C_1 e o cenário MIN possui geração 20% menor que a do cenário base.

Figura 45 - Representação dos possíveis cenários de geração eólica.



Fonte: Produzida pelo autor.

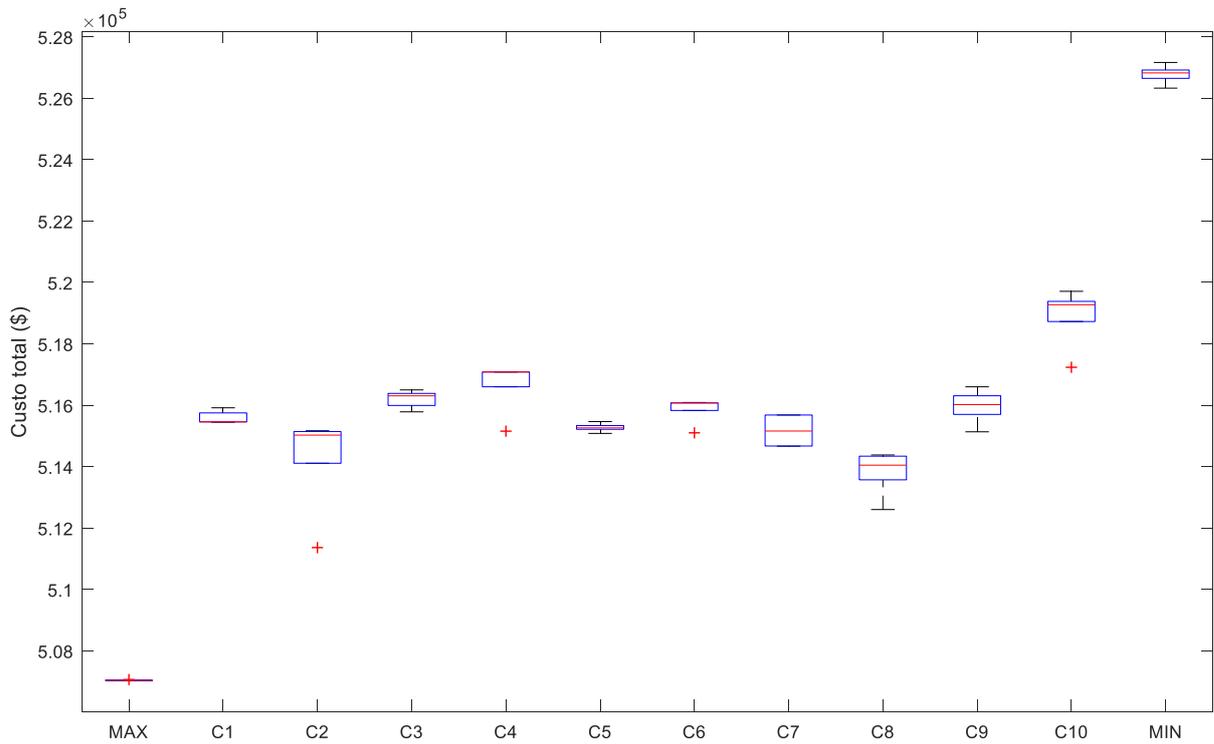
Cada um dos doze cenários apresentados na Figura 45 foi submetido a cinco simulações utilizando-se o HSCA com a ordem de mérito baseada em multiplicadores de *Lagrange* (OMD). Nas simulações realizadas foi considerada a restrição de rampa de geração com os valores de UR e DR de cada unidade termoeétrica de geração dados pela Tabela XXVI a seguir:

Tabela XXVI - Valores da rampa de subida (UR) e descida (DR) - Sistema 5

UTE	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
UR (MW/h)	130	130	60	60	90	40	40	40	40	40
DR(MW/h)	130	130	60	60	90	40	40	40	40	40

A distribuição dos menores custos de planejamento obtidos nas cinco simulações para todos os doze cenários podem ser observados no *boxplot* da Figura 46 abaixo.

Figura 46 - Distribuição dos menores custos de programação diária da operação para o Sistema 5.



Fonte: Produzida pelo autor.

Como esperado o menor custo referente à programação diária da operação ocorre no cenário onde a geração eólica é 20% maior que a do cenário base. Em contrapartida o maior custo está relacionado ao sistema cuja geração eólica é 20% menor que a do cenário base. Os menores custos de planejamento da operação para cada cenário são apresentados na tabela XXVII.

Tabela XXVII - Menor custo de planejamento da operação por cenário de geração eólica

Cenário	Menor Custo de Planejamento (\$)
MAX	507033,5
C_1	515447,5
C_2	511362,6
C_3	515784,2
C_4	515155,2
C_5	515081,9
C_6	515100,9
C_7	514666,2
C_8	512601,9
C_9	515134,2
C_{10}	517236,1
MIN	526329,5

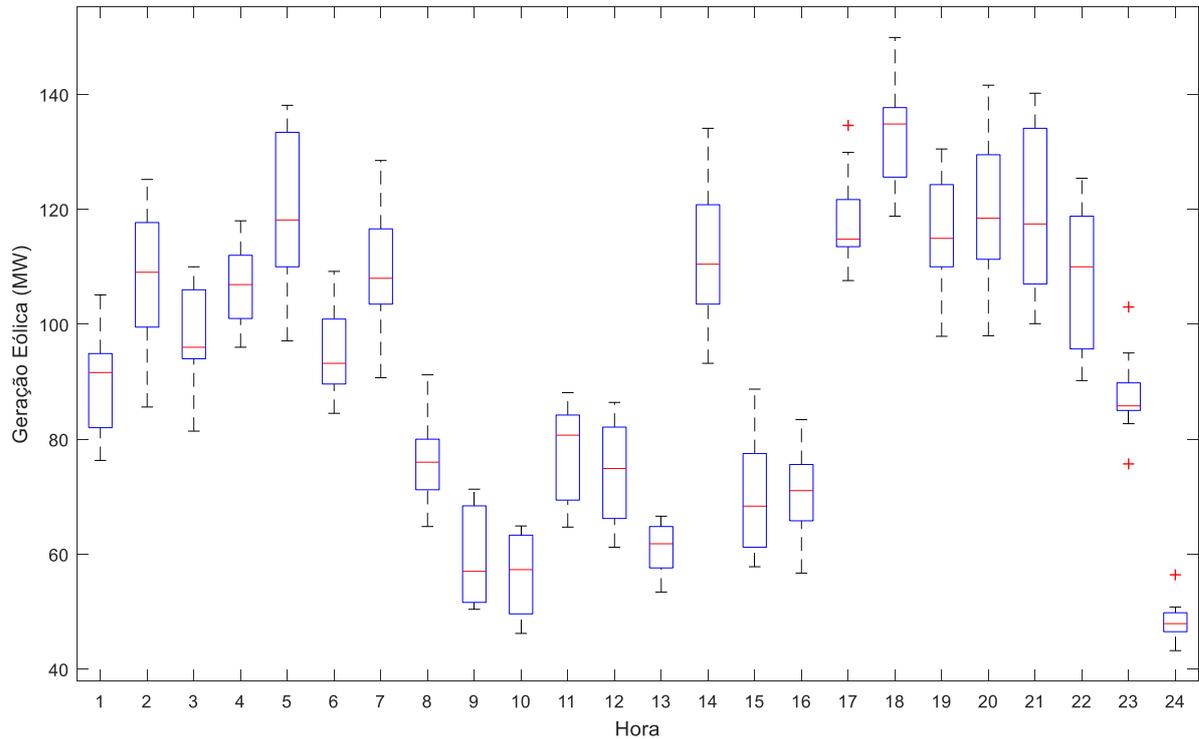
Analisando a Tabela XXVII é possível perceber que todos os custos de planejamento da operação são inferiores ao custo da programação diária da operação em sistemas puramente termoelétricos (\$563937). Tal fato mostra que mesmo que o planejamento seja realizado para o pior dos casos de geração eólica (MIN) ainda assim haverá redução nos custos de operação e geração.

Os custos obtidos na tabela XXVII referem-se apenas a análise dos cenários em questão. Para obtenção de um planejamento que a todos ou a grande maioria dos cenários foram implementadas duas metodologias distintas em conjunto ao HSCA: a primeira delas onde foram utilizados os valores das medianas de geração eólica de todos os cenários em estudo (M-HSCA); e a segunda baseada na função de probabilidade de decisão ou *probability decision function* (PDF-HSCA).

7.7.1 M-HSCA

A utilização do M-HSCA tem como premissa a obtenção dos valores de mediana de geração eólica a partir da geração de todos os cenários apresentados anteriormente, excluindo-se os cenários MAX e MIN. Os dois cenários foram retirados, pois representam extremos de geração. A Figura 47 mostra a distribuição da geração eólica dos dez cenários ao longo das 24 horas.

Figura 47 - Distribuição dos dez cenários de geração eólica durante 24 horas.



Fonte: Produzida pelo autor.

A partir dos valores das medianas da geração eólica de todos os cenários é criado um novo cenário denominado C_m cujos valores da geração eólica podem ser observados na Tabela XXVIII.

Tabela XXVIII - Geração eólica do cenário C_m

Hora	1	2	3	4	5	6	7	8
Geração Eólica (MW)	91,6	109,1	96,0	106,9	118,2	93,2	108,0	76,0
Hora	9	10	11	12	13	14	15	16
Geração Eólica (MW)	57,0	57,3	80,7	74,9	61,8	110,5	68,4	71,1
Hora	17	18	19	20	21	22	23	24
Geração Eólica (MW)	114,8	134,9	115,0	118,5	117,5	110,0	85,8	47,9

A partir dos valores de geração do cenário C_m a metodologia do HSCA foi aplicada ao longo de 5 simulações com os mesmos parâmetros utilizados nos demais cenários. O custo total do planejamento da operação para o caso C_m foi de \$515277,6.

A matriz de decisões de operação referente ao menor custo da programação diária da operação para o sistema C_m pode ser observada na Tabela XXIX.

Tabela XXIX - Matriz de decisões de operação para o cenário C_m .

Hora	UTE 1	UTE 2	UTE 3	UTE 4	UTE 5	UTE 6	UTE 7	UTE 8	UTE 9	UTE 10
1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
2	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
3	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
4	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0
5	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0
6	1	1	0	1	1	0	0	0	0	0
7	1	1	0	1	1	0	0	0	0	0
8	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
9	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0
10	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0
11	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
12	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
13	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0
14	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
15	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
16	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
17	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
18	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
19	1	1	1	1	1	0	1	0	0	0
20	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0
21	1	1	0	1	1	1	1	0	0	0
22	1	1	0	1	0	1	0	0	0	0
23	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
24	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0

Ao utilizar o HSCA na matriz de decisões da tabela XXIX com a geração eólica igual a do cenário C_2 é possível obter um custo de planejamento da operação baseado na mediana de geração eólica. O novo custo referente à programação diária da operação para o cenário C_2 encontrado pelo M-HSCA é de \$514110.

Ao analisar o custo da programação diária da operação do cenário C_2 encontrado pelo HSCA na Tabela XXVII é possível perceber que há um aumento de \$2747,4 quando comparado ao custo obtido na metodologia M-HSCA aplicado ao cenário C_2 . Esse aumento é decorrente de decisões de ativação de unidades menos eficientes na matriz de decisões de operação no cenário baseado na mediana de geração eólica.

Apesar de possuir maior custo de operação, a utilização do M-HSCA possui capacidade parcial de consideração da incerteza do vento visto que o mesmo baseia-se na mediana da geração eólica de distintos cenários.

7.7.2 PDF-HSCA

Para obtenção da probabilidade de planejamento da operação de todos os cenários de geração é necessário estipular uma matriz de decisões de operação que forneça os dados de operação de todas as matrizes de decisões de operação.

A matriz de decisões baseada na função de probabilidade ou *probability distribution function matrix* (PDF) é obtida através da equação (27) a seguir:

$$U_{PDF} = \begin{bmatrix} \frac{\sum_j U_{11}^j}{j} & \dots & \frac{\sum_j U_{1n}^j}{j} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\sum_j U_{m1}^j}{j} & \dots & \frac{\sum_j U_{mn}^j}{j} \end{bmatrix} \quad (27)$$

Onde:

U_{PDF} Matriz baseada na função de probabilidade de distribuição das decisões de operação;

U_{mn}^j Decisão de operação da unidade geradora n na hora m obtida no cenário j ;

j Número total de cenários considerados.

A matriz de decisões U_{PDF} obtida através das matrizes de decisões de operação de menor custo de operação dos dez cenários abordados pode ser observada na Tabela XXX.

Tabela XXX - Matriz U_{PDF}

Hora	UTE 1	UTE 2	UTE 3	UTE 4	UTE 5	UTE 6	UTE 7	UTE 8	UTE 9	UTE 10
1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
2	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
3	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
4	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0
5	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0
6	1	1	0	1	1	0	0	0	0	0
7	1	1	0	1	1	0	0	0	0	0
8	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
9	1	1	1	1	1	1	0,7	0	0	0
10	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0
11	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
12	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
13	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0
14	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
15	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
16	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
17	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
18	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
19	1	1	1	1	1	0	0,6	0	0	0
20	1	1	1	1	1	1	0,9	0	0	0
21	1	1	0,6	0,9	0,7	1	0,9	0	0	0
22	1	1	0	0,5	0,5	1	0	0	0	0
23	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
24	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0

Analisando a matriz de probabilidade de distribuição de decisão é possível afirmar que as UTE 1 e 2 são as de maior importância, visto que as mesmas estão em atividade em todo o horizonte de planejamento dos dez cenários. É possível ainda perceber que no período 22 as UTEs 4 e 5 permanecem em atividade em metade dos cenários de geração eólica.

Através da matriz de probabilidade de decisão é possível dizer qual a probabilidade de uma UTE estar em operação.

Para garantia de atendimento às restrições de todos os cenários de geração eólica a matriz de decisão utilizada deve ser aquela onde todos os valores da matriz U_{PDF} menores um sejam arredondados para a unidade. Desta forma garante-se 100% todas as incertezas de geração.

De maneira a validar a metodologia o HSCA foi aplicado à matriz de decisões U_{PDF} com 100% de garantia de atendimento. Quando a geração eólica foi igual a do cenário C_2 o custo referente à programação diária da operação foi de \$514985,3.

O despacho econômico do cenário C_2 utilizando-se o PDF-HSCA pode ser observado na Tabela XXXI abaixo. Os valores em destaque representam os despachos que foram limitados pelos valores da rampa de geração.

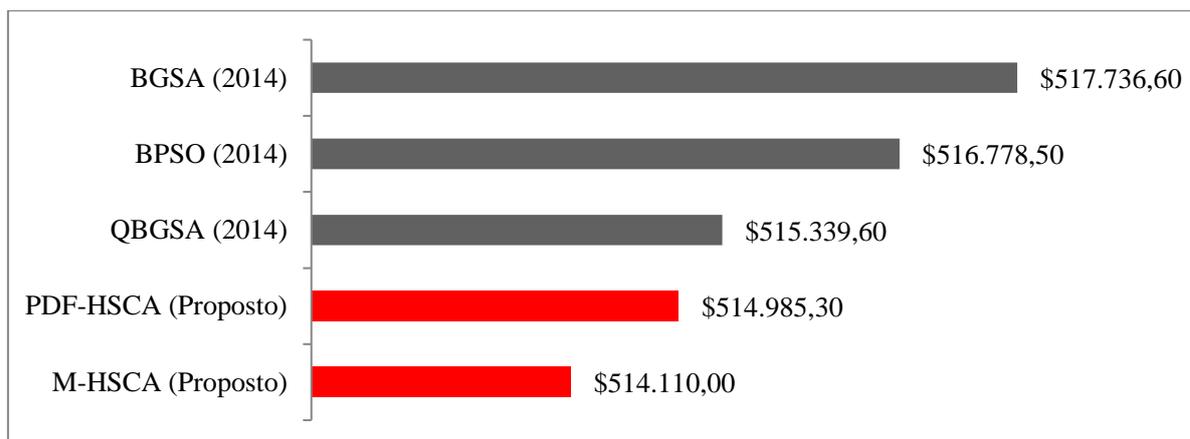
Tabela XXXI - Despacho econômico do PDF-HSCA aplicado ao cenário C_2 .

Hora	Geração Eólica(MW)	Geração termoeétrica (MW)									
		UTE 1	UTE 2	UTE 3	UTE 4	UTE 5	UTE 6	UTE 7	UTE 8	UTE 9	UTE 10
1	82	455	163	0	0	0	0	0	0	0	0
2	110	455	185	0	0	0	0	0	0	0	0
3	81,4	455	313,6	0	0	0	0	0	0	0	0
4	108,8	455	361,2	0	0	25	0	0	0	0	0
5	138,1	455	381,9	0	0	25	0	0	0	0	0
6	93,7	455	455	0	60	36,3	0	0	0	0	0
7	103,5	455	446,5	0	120	25	0	0	0	0	0
8	91,2	455	438,8	60	130	25	0	0	0	0	0
9	71,3	455	453,7	120	130	25	20	25	0	0	0
10	64,9	455	455	130	130	115	25,1	25	0	0	0
11	88,1	455	455	130	130	136,9	20	25	10	0	0
12	66	455	455	130	130	162	57	25	10	10	0
13	56,5	455	455	130	130	115	33,5	25	0	0	0
14	134,1	455	425,9	130	130	25	0	0	0	0	0
15	88,7	455	371,3	130	130	25	0	0	0	0	0
16	83,4	455	241,3	115,3	130	25	0	0	0	0	0
17	116,1	455	150	123,9	130	25	0	0	0	0	0
18	134,7	455	225,3	130	130	25	0	0	0	0	0
19	130,5	455	325	110,7895	128,7105	25	0	25	0	0	0
20	118,3	455	455	130	130	66,7	20	25	0	0	0
21	100,1	455	414,9	130	130	25	20	25	0	0	0
22	100,1	455	369,9	0	130	25	20	0	0	0	0
23	85	455	360	0	0	0	0	0	0	0	0
24	48,3	455	296,7	0	0	0	0	0	0	0	0

O aumento do custo da programação diária da operação na metodologia PDF-HSCA para o cenário C_2 é decorrente de decisões de operação de outros cenários de geração eólica. O aumento do custo total de planejamento foi de \$3622,7 quando comparado a aplicação do HSCA apenas ao cenário de geração C_2 .

Ao comparar os resultados obtidos na aplicação do M-HSCA e PDF-HSCA para sistemas com consideração da incerteza dos ventos com outras metodologias que também utilizam métodos baseados em cenários de geração é possível observar que as metodologias propostas se mostram competitivas quando comparadas as técnicas aplicadas por Ji *et al* (2014). A Figura 48 mostra o comparativo de custo total da programação diária da operação das metodologias propostas e outras técnicas encontradas na literatura.

Figura 48 - Comparação entre metodologias para o Sistema 5.



Fonte: Produzida pelo autor.

7.8 CONCLUSÕES

O presente capítulo apresentou cinco estudos de casos distintos onde a metodologia HSCA proposta neste trabalho foi aplicada ao problema referente à programação diária da operação de sistemas termoelétricos de geração.

De maneira geral é possível perceber que quanto mais restrições são consideradas, maior tende a ser o custo referente à programação diária da operação.

Nas análises dos sistemas onde houve geração conjunta entre fontes termoelétricas e fontes renováveis de geração foi possível perceber a redução dos custos tanto de operação quanto de geração de energia elétrica. A Tabela XXII mostra um resumo de todos os sistemas simulados bem como as restrições levadas em consideração na modelagem do problema de programação diária da operação.

Tabela XXXII - Comparação entre os sistemas abordados

Sistema	Nº de UTEs	Horizonte de estudo (horas)	Considera rampa de geração	Considera rampa de partida	Fontes renováveis	Incerteza na geração
1	4	8	Não	Não	Nenhuma	Não
2	10	24	Não	Não	Nenhuma	Não
	20	24	Não	Não	Nenhuma	Não
	40	24	Não	Não	Nenhuma	Não
3	10	24	Sim	Não	Nenhuma	Não
4	10	24	Não	Não	Solar	Não
	10	24	Não	Não	Eólica	Não
	10	24	Não	Não	Solar e Eólica	Não
5	10	24	Sim	Sim	Eólica	Sim
	10	24	Sim	Sim	Eólica	Sim

Na tabela XXIII é possível analisar as informações compiladas entre os menores custos de planejamento diário da operação dos sistemas abordados e o menor custo dos mesmos encontrados na literatura especializada.

Tabela XXXIII - Comparação do menor custo de programação diária da operação por sistema.

Sistema	Nº de UTE	Horizonte de estudo (horas)	Menor custo HSCA	Menor custo literatura
1	4	8	\$74476	\$74476
	10	24	\$565937	\$565937
2	20	24	\$1123783	\$1123131
	40	24	\$2242882	\$2242980
3	10	24	\$565186	\$565465
	10	24	\$549138,6	\$549348,6
4	10	24	\$482788,9	\$485401,5
	10	24	\$470752,6	Não informado
5	10	24	\$514985,3	\$515339,6
	10	24	\$514110	\$515339,6

O esforço computacional em cada uma das metodologias comparadas nos diversos sistemas alteram-se de acordo com as configurações dos hardwares utilizados nas simulações. Para efeito de comparação de esforço computacional serão apresentados na Tabela XXXIV o número de problemas de programação não linear (PNL) referente ao despacho econômico resolvidos por simulação em cada um dos sistemas. O esforço computacional do HSCA como em outros algoritmos está diretamente ligado ao número de iterações e tamanho da população de soluções.

Tabela XXXIV - Comparação do número de PNLs resolvidos por sistema.

Sistema	Nº de UTE	Horizonte de estudo (horas)	Nº Soluções Iniciais	Nº Iterações	Nº de PNL Executados
1	4	8	10	10	100
	4	8	20	20	400
2	10	24	20	20	400
	10	24	40	40	1600
	20	24	40	40	1600
	40	24	40	40	1600
3	10	24	20	20	400
	10	24	20	20	400
4	10	24	20	20	400
	10	24	20	20	400
5	10	24	20	20	400
	10	24	20	20	400

CAPÍTULO VIII

CONCLUSÕES E DESENVOLVIMENTOS FUTUROS

8.1 CONCLUSÕES

A presente pesquisa apresentou uma metodologia híbrida para solução do problema relacionado à programação diária da operação de sistemas termoeletricos de geração. Foram combinados o algoritmo estocástico seno cosseno e informações heurísticas a partir de listas de prioridade para obtenção de um novo algoritmo computacional denominado *Hybrid Sine Cosine Algorithm* (HSCA).

Através da aplicação da metodologia proposta foram realizadas simulações em diversos sistemas termoeletricos de geração abordados na literatura especializada. A metodologia proposta mostrou-se competitiva na obtenção de um planejamento da operação mais econômico. Os resultados obtidos pelo HSCA foram melhores do que a grande maioria das técnicas aplicadas aos sistemas abordados.

Fica em evidência que a utilização da lista de prioridade melhora a qualidade das soluções encontradas pelo algoritmo proposto. De todas as listas utilizadas a que melhor resultados obteve foi a lista baseada em multiplicadores de *Lagrange*.

Os resultados obtidos nas simulações onde houve geração conjunta entre sistemas termoeletricos e fontes renováveis expõem-se a redução do custo final da programação diária da operação quando comparada a sistema puramente termoeletricos.

Todos as soluções obtidas pela metodologia são factíveis do ponto de vista de atendimento às restrições operacionais referentes ao *Thermal Unit Commitment*.

8.2 DESENVOLVIMENTOS FUTUROS

Algumas propostas de trabalhos futuros:

- Consideração de redes de transmissão no problema do planejamento diário da operação para que o problema possa retratar com maior realidade algumas características do sistema elétrico de geração como: perdas ôhmicas e limites de transmissão;
- Incorporação de restrições como ponto de válvula, múltiplos combustíveis, zonas proibitivas de geração entre outras;
- Utilização de índices de sensibilidade diferentes dos utilizados no presente trabalho para criação de novas ordens de mérito;
- Redução do número de problemas não lineares a ser resolvidos através de soluções parciais do problema relaxado;
- Aplicação do HSCA a sistemas hidrotérmicos de geração de energia elétrica;
- Utilização de outras técnicas de soluções para problemas de incertezas diferente da técnica baseada em cenários de geração de energia.
- Consideração de armazenadores de energia no problema de *Thermal Unit Commitment*.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABBASPOUR, M., *et al.*, **Optimal operation scheduling of wind power integrated with compressed air energy storage (caes)**. *Renewable Energy* 51, pp 53-59. 2013.

ABUJARAD S.Y.I., *et al.*, Unit commitment problem solution in the presence of solar and wind power Integration by an improved priority list method, **6th International Conference on Intelligent and Advanced Systems (ICIAS)**, pp. 1-6, Aug.2016.

AHMED, Y.S., *et al.*, **Fuzzy unit commitment scheduling using absolutely stochastic simulated annealing**, *IEEE Trans. Power Syst.*, Vol. 21, n° 3, pp. 955–964, May. 2006.

ANEEL. **Bandeiras Tarifárias**. Disponível em: http://www.aneel.gov.br/tarifas-consumidores/-/asset_publisher/e2INtBH4EC4e/content/bandeira-tarifaria/654800?inheritRedirect=false>. Acesso em: 21 Out. 2018.

ANEEL. **Capacidade de Geração do Brasil**. Disponível em: <http://www2.aneel.gov.br/aplicacoes/capacidadebrasil/capacidadebrasil.cfm>>. Acesso em: 23 Out. 2018.

ANNAKAGE U. D., *et al.*, **Unit commitment by parallel simulated annealing**, In: *IEE Proceedings - Generation, Transmission and Distribution*, vol. 142, no. 6, pp. 595-600, Nov. 1995.

AYOUB A. K. and PATTON A. D., **Optimal Thermal Generating Unit Commitment**, In: *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol. PAS-90, no. 4, pp. 1752-1756, July 1971.

AZIZIPANAH-ABARGHOOEE R., *et al.*, **Short-term scheduling of thermal power systems using hybrid gradient based modified teaching–learning optimizer with black hole algorithm**, *Electric Power Systems Research*, Volume 108, 2014,Pages 16-34.

BALCI, H. H.; VALENZUELA, J.F, **Scheduling electric power generators using particle swarm optimization with the Lagrangian relaxation method**, *Int. J. Appl. Math. Comput. Sci*, Vol 14, n° 3, pp: 411-421, April. 2004.

BALDWIN C. J., *et al.*, **A Study of the Economic Shutdown of Generating Units in Daily Dispatch**, In: *Transactions of the American Institute of Electrical Engineers. Part III: Power Apparatus and Systems*, vol. 78, no. 4, pp. 1272-1282, Dec. 1959.

BARDELIN, C. E. A. **Os efeitos do Racionamento de Energia Elétrica ocorrido no Brasil em 2001 e 2002 com ênfase no Consumo de Energia Elétrica**. 2004. 113. Dissertação de Mestrado. Universidade de São Paulo, São Paulo, 2004.

BURNS R. M.; GIBSON C. A., Optimization of priority lists for a unit commitment program, In: **Proc. IEEE Power Eng. Soc. Summer Meeting**, 1975, Paper A 75 453-1.

CEPEL. **Modelo de Planejamento da Operação de Sistemas Hidrotérmicos Interligados de Curto Prazo**. Disponível em: <<http://www.cepel.br/produtos/decomp-modelo-de-planejamento-da-operacao-de-sistemas-hidrotermicos-interligados-de-curto-prazo.htm>>.

Acesso em: 23 Out. 2018.

CHEN C. L.; WANG S. C., **BRANCH-AND-BOUND SCHEDULING FOR THERMAL GENERATING UNITS**, In: IEEE Transactions on Energy Conversion, vol. 8, no. 2, pp. 184-189, June 1993.

CHENG CP., *et al.*, **Unit commitment by Lagrangian relaxation and genetic algorithms**, In: IEEE Transactions on Power Systems, vol. 15, no. 2, pp. 707-714, May 2000.

CHUNG C. Y., *et al.*, **An Advanced Quantum-Inspired Evolutionary Algorithm for Unit Commitment**, In: IEEE Transactions on Power Systems, vol. 26, no. 2, pp. 847-854, May 2011.

COHEN I. e YOSHIMURA M., **A Branch-and-Bound Algorithm for Unit Commitment**, In: IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, vol. PAS-102, no. 2, pp. 444-451, Feb. 1983.

DAMOUSIS, I.G.S., *et al.*, **A Solution to the Unit Commitment Problem Using Integer Coded Genetic Algorithm**. IEEE Trans. Power Syst., Vol.19, nº.2, May. 2004.

DASGUPTA, D.; MCGREGOR, D.R., **Thermal unit commitment using genetic algorithms**, Proc. Inst. Elect. Eng., Gen. Transm. Dist., vol. 141, nº 3, pp.459–465, Sept. 1994.

DEL VALLE Y., *et al.*, **Particle Swarm Optimization: Basic Concepts, Variants and Applications in Power Systems**, In: IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol. 12, no. 2, pp. 171-195, April 2008.

DIEU, V.N.; ONGSAKUL. W., **Enhanced merit order and augmented Lagrange Hopfield network for ramp rate constrained unit commitment**. IEEE Power Engineering Society General Meeting, 18-22 June. 2005.

DIEU V. N.; ONGSAKUL W., **Improved Merit Order and Augmented Lagrange Hopfield Network for Ramp Rate and Transmission Constrained Unit Commitment**, **2007 IEEE Power Engineering Society General Meeting**, Tampa, FL, 2007, pp. 1-8.

DINIZ, A.L.S., **Uma estratégia de decomposição por relaxação Lagrangeana para a otimização da programação diária da operação de sistemas hidrotérmicos com modelagem detalhada da rede elétrica – aplicação ao sistema brasileiro**. 2007. Tese de D.Sc., COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil.

DORIGO M., *et al.*, **Ant system: optimization by a colony of cooperating agents**, In: IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), vol. 26, no. 1, pp. 29-41, Feb. 1996.

DROSTE, S., *et al.*, **Upper and lower bounds for randomized search heuristics in black-box optimization**. Theory of Computing Systems, vol 39, Issue 4, July 2006, Pages 525-544.

DU KL., SWAMY M.N.S., **Simulated Annealing**. In: **Search and Optimization by Metaheuristics**. Birkhäuser, Cham, 2016.

EL-SHARKH M. Y., *et al.*, An Improved Ant Colony Search Algorithm for Unit Commitment Application, **2006 IEEE PES Power Systems Conference and Exposition**, Atlanta, GA, 2006, pp. 1741-1746.

GOVARDHAN M.; ROY R., An application of Differential Evolution technique on unit commitment problem using Priority List approach, **2012 IEEE International Conference on Power and Energy (PECon)**, Kota Kinabalu, 2012, pp. 858-863.

GAING ZL., Discrete particle swarm optimization algorithm for unit commitment, **2003 IEEE Power Engineering Society General Meeting (IEEE Cat. No.03CH37491)**, Toronto, Ont., 2003, pp. 418-424 Vol. 1.

HAN D., *et al.*, **Outer Approximation and Outer-Inner Approximation Approaches for Unit Commitment Problem**, In: IEEE Transactions on Power Systems, vol. 29, no. 2, pp. 505-513, March 2014.

HOBBS W. J., *et al.*, **An enhanced dynamic programming approach for unit commitment**, In IEEE Transactions on Power Systems, vol. 3, no. 3, pp. 1201-1205, Aug. 1988.

HOLLAND, J.H., **Adaptation in natural and artificial systems**, University of Michigan Press, Ann Arbor, 1975.

HOSSEINI S. M. H., *et al.*, Thermal Unit Commitment Using Hybrid Binary Particle Swarm Optimization and Genetic Algorithm, **2012 Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference**, Shanghai, 2012, pp. 1-5.

HUANG, K.Y., *et al.*, **A new thermal unit commitment approach using constraint logic programming**, IEEE Trans. Power Syst., Vol. 13, n° 3, pp. 936-945, Aug. 1998.

JOHNSON R. C., *et al.*, **Large Scale Hydro-Thermal Unit Commitment-Method and Results**, In: IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, vol. PAS-90, no. 3, pp. 1373-1384, May 1971.

KAMH M. Z., *et al.*, Modified augmented hopfield neural network for optimal thermal unit commitment, **2009 IEEE Power & Energy Society General Meeting**, Calgary, AB, 2009, pp. 1-8.

KAZARLIS, S.A., *et al.*, **A Genetic Algorithm Solution to the Unit Commitment Problem**, IEEE Trans. Power. Syst., vol.11,n°2, pp. 83-93, Feb. 1996.

KERR R. H., *et al.*, **Unit Commitment**. In: IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, vol. PAS-85, no. 5, pp. 417-421, May 1966.

KUNDU S.; KUMAR N., Unit commitment problem by using JayaDE optimization algorithm, **2016 7th India International Conference on Power Electronics (IICPE)**, Patiala, 2016, pp. 1-6.

Ji B., *et al.*, **Improved gravitational search algorithm for unit commitment considering uncertainty of wind power**, Energy, Volume 67, 2014, Pages 52-62.

LANG J., *et al.*, An Improved Binary Particle Swarm Optimization for Unit Commitment Problem, **2010 Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference**, Chengdu, 2010, pp. 1-4.

LAU T. W., *et al.*, **Quantum-inspired evolutionary algorithm approach for unit commitment**, IEEE Trans. Power Syst., vol. 24, no. 3, pp. 1503-1512, Aug. 2009.

LAUER G.S., *et al.*, **Solution of large scale optimal unit commitment problems**, IEEE Trans. Power App. Syst., Vol.101, n° 3, pp. 79–96, Jan. 1982.

LEE F. N., FENG Q., **Multi-area unit commitment**, In: IEEE Transactions on Power Systems, vol. 7, no. 2, pp. 591-599, May 1992.

LI, C.,*et al.*, **A New Unit Commitment Method**, IEEE Transactions on Power Systems, Vol.12, n°2, pp 113-119, Feb 1997.

LIAO GC., Application of novel hybrid techniques for short-term unit commitment problem, **The 2004 IEEE Asia-Pacific Conference on Circuits and Systems. Proceedings**. Tainan, 2004, pp. 1169-1172.

LIU K., *et al.*, A New Advanced Genetic Algorithm for Optimal Unit Commitment of Power System, **2009 Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference**, Wuhan, 2009, pp. 1-4.

Liu W., *et al.*, The application of the improved Particle Swarm Optimization on dynamic economic dispatch of power system with wind farms, **TENCON 2015 - 2015 IEEE Region 10 Conference**, Macao, 2015, pp. 1-6.

LOGENTHIRAN T.; SRINIVASAN D., Particle swarm optimization for unit commitment problem, In: **Proc. IEEE 11th Int. Conf. Probabilistic Methods Applied to Power Syst.**, Singapore, June 2010, pp. 642–647.

LOWERY P. G., **Generating Unit Commitment by Dynamic Programming**, In: IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, vol. PAS-85, no. 5, pp. 422-426, May 1966.

MANTAWY H., *et al.*, A new simulated annealing-based tabu search algorithm for unit commitment, **1997 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Computational Cybernetics and Simulation**, Orlando, FL, USA, 1997, pp. 2432-2437 vol.3.

MANTAWY, A.H., *et al.*, **A simulated annealing algorithm for unit commitment**, IEEE Trans. Power Syst., Vol. 13, n° 3, pp. 197–204, Feb. 1998.

MAOJUN L.; TIAOSHENG T., A gene complementary genetic algorithm for unit commitment, **ICEMS'2001. Proceedings of the Fifth International Conference on Electrical Machines and Systems (IEEE Cat. No.01EX501)**, Shenyang, China, 2001, pp. 648-651 vol.1.

METHAPRAYOON K., *et al.*, Neural network-based short term load forecasting for unit commitment scheduling, **IEEE Technical Conference on Industrial and Commercial Power Systems**, 2003., St. Louis, MI, USA, 2003, pp. 138-143.

MIRJALILI S., **SCA: A Sine Cosine Algorithm for solving optimization problems**, Knowledge-Based Systems, vol. 96, 2016, pp. 120-133.

MOMOH. J.A., 2005, **Electric Power System Applications of Optimization**. 1^a edição, editora Marcel Dekker.

MORI H.; USAMI T., Unit commitment using Tabu search with restricted neighborhood, **Proceedings of International Conference on Intelligent System Application to Power Systems**, Orlando, FL, USA, 1996, pp. 422-427.

MORI H.; MATSUZAKI O., Embedding the priority list into tabu search for unit commitment, **2001 IEEE Power Engineering Society Winter Meeting. Conference Proceedings (Cat. No.01CH37194)**, Columbus, OH, USA, 2001, pp. 1067-1072 vol.3.

Nascimento, F. R., **Programação Diária Da Operação De Sistemas Termoeletricos De Geração Utilizando Otimização Bio-Inspirada Em Colônia De Formigas**, 2011, 77, Dissertação de Mestrado. Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora, 2011.

NIDHI, *et al.*, Binary Bat Search Algorithm for Unit Commitment Problem in Power system, **2017 IEEE International WIE Conference on Electrical and Computer Engineering (WIECON-ECE)**, Dehradun, 2017, pp. 121-124.

NIKNAM T., *et al.*, **New self-adaptive bat-inspired algorithm for unit commitment problem**, In: IET Science, Measurement & Technology, vol. 8, no. 6, pp. 505-517, 2014.

OHISHI T. *et al.*, Comparison of two heuristic approaches to hydro unit commitment, **2005 IEEE Russia Power Tech, St. Petersburg**, 2005, pp. 1-7.

ONGSAKUL, W.; PETCHARAKS, N., **Unit Commitment by Enhanced Adaptive Lagrangian Relaxation**. IEEE Trans. Power Syst., Vol.19, n°. 1, pp.620-628. 2004.

OSÓRIO G.J., *et al.*, **A new scenario generation-based method to solve the unit commitment problem with high penetration of renewable energies**, International Journal of Electrical Power & Energy Systems, Volume 64, 2015, Pages 1063-1072.

OUYANG Z.; SHAHIDEHPOUR S. M., **A hybrid artificial neural network-dynamic programming approach to unit commitment**, In: IEEE Transactions on Power Systems, vol. 7, no. 1, pp. 236-242, Feb. 1992.

PALIS D.; PALIS S., Efficient Unit Commitment - A modified branch-and-bound approach, **2016 IEEE Region 10 Conference (TENCON)**, Singapore, 2016, pp. 267-271.

PANG C. K.; CHEN H. C., **Optimal short-term thermal unit commitment**, In: IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, vol. 95, no. 4, pp. 1336-1346, July 1976.

PAPPALA V. S.; ERLICH I., A new approach for solving the unit commitment problem by adaptive particle swarm optimization, **2008 IEEE Power and Energy Society General Meeting - Conversion and Delivery of Electrical Energy in the 21st Century**, Pittsburgh, PA, 2008, pp. 1-6.

PRZYBYLSKI A.; GANDIBLEUX X., **Multi-objective branch and bound**, European Journal of Operational Research, Volume 260, Issue 3, 2017, pp. 856-872.

QIN H., WEI H., A quantum-inspired approximate dynamic programming algorithm for unit commitment problems considering wind power, **2017 IEEE International Conference on Smart Grid and Smart Cities (ICSGSC)**, Singapore, 2017, pp. 94-98.

QUAN R., *et al.*, **An improved priority list and neighborhood search method for unit commitment**, International Journal of Electrical Power & Energy Systems, Volume 67, 2015, Pages 278-285.

RAJAN, A., *et al.*, Neural based tabu search method for solving unit commitment problem, In: **Proc. 5th Int. Conf. Power Syst. Manage. Contr**, 2002, pp. 180–185.

SADATI N., *et al.*, **Unit commitment using particle swarm based simulated annealing optimization approach**. Proceeding of the IEEE Swarm Intelligence Symposium, pp. 297-302, April. 2007.

SASAKI H., *et al.*, **A solution method of unit commitment by artificial neural networks**, In: IEEE Transactions on Power Systems, vol. 7, no. 3, pp. 974-981, Aug. 1992.

SENDAULA M. H., *et al.*, Application of artificial neural networks to unit commitment, **Proceedings of the First International Forum on Applications of Neural Networks to Power Systems**, Seattle, WA, USA, 1991, pp. 256-260.

SENJYU T. *et al.*, **Fast Solution Technique for Large Scale Unit Commitment Problem Using Genetic Algorithm**. IEE Proc.Gener.Transm.Distrib. vol.150, n°. 6, pp.753-760, November. 2003.

SENJYU, T., *et al.*, **A Fast Technique for Unit Commitment Problem by Extended Priority List**. IEEE Transactions on Power Systems, Vol.18, n°2, pp.882-888, May. 2003.

SENJYU, T., *et al.*, **Emerging Solution of Large Scale Unit Commitment Problem by Stochastic Priority List**. Electric Power Systems Resaerch, Vol.76, n°5, pp.283-292, Jan. 2006.

SENJYU T., *et al.*, Thermal unit commitment strategy with solar and wind energy systems using genetic algorithm operated particle swarm optimization, **2008 IEEE 2nd International Power and Energy Conference**, Johor Bahru, 2008, pp. 866-871.

SHEBLE, G.B., **Unit commitment by genetic algorithm with penalty methods and a comparison of Lagrangian search and genetic algorithm economic dispatch example**, Int. J. Elect. Power Energy Syst., vol. 18, no. 6, pp. 339–346, Feb. 1996.

SHUKLA A.; SINGH S. N., Hybrid approach for unit commitment problem, **2016 IEEE 6th International Conference on Power Systems (ICPS)**, New Delhi, 2016, pp. 1-6.

SILVA JUNIOR, I. C. da *et al.* . **Determinação da operação de unidades térmicas para o estudo de Unit Commitment através de uma análise de sensibilidade**. Sba Controle & Automação, Campinas, v. 17, n. 3, p. 300-311, Sept. 2006.

SIMOPOULOS, D.N., *et al.*, **Unit commitment by an enhanced simulated annealing algorithm**. Power Systems, IEEE Transaction Vol. 21, n° 3, Issue 1, pp. 68 – 76. Feb. 2006.

SISWORAHARDJO N. S.; EL-KEIB A. A., Unit commitment using the ant colony search algorithm, **LESCOPE'02. 2002 Large Engineering Systems Conference on Power Engineering. Conference Proceedings**, Halifax, NS, Canada, 2002, pp. 2-6.

SRINIVASAN, D.; CHAZELAS, J., A Priority List Based Evolutionary Algorithm to Solve Large Scale Unit Commitment Problem, **International Conference on Power System Technology – Powercon 2004**, Singapore, 21-24 November 2004.

SRIYANYONG P.; SONG Y. H., **Unit commitment using particle swarm optimization combined with Lagrange relaxation**, IEEE Power Engineering Society General Meeting, 2005, San Francisco, CA, 2005, pp. 2752-2759 Vol. 3.

SUM-IM T.; ONGSAKUL W., Ant colony search algorithm for unit commitment, **IEEE International Conference on Industrial Technology**, 2003, Maribor, Slovenia, 2003, pp. 72-77 Vol.1.

SWARUP K. S.; YAMASHIRO S., **Unit commitment solution methodology using genetic algorithm**, In: IEEE Transactions on Power Systems, vol. 17, no. 1, pp. 87-91, Feb. 2002.

TING, T. O., *et al.*, **A Novel Approach for Unit Commitment Problem via an Effective Hybrid Particle Swarm Optimization**. IEEE Transactions on Power Systems, Vol.21, n° 2, No1, pp:411-418. February 2006.

TOKORO K., *et al.*, Solving unit commitment problem by combining of continuous relaxation method and genetic algorithm, **2008 SICE Annual Conference**, Tokyo, 2008, pp. 3474-3478.

TÜRKAY B. E.; ZEYBEKOĞLU Y., An enhanced particle swarm optimization approach for the unit commitment problem, **2011 7th International Conference on Electrical and Electronics Engineering (ELECO)**, Bursa, 2011, pp. 198-202.

VALENZUELA J.; SMITH A. **A Seeded Memetic Algorithm for Large Unit Commitment Problems.** *J. Heuristics*, vol. 8, no. 2, pp. 173–195, 2002.

VIANA A., *et al.*, Simulated annealing for the unit commitment problem, **2001 IEEE Porto Power Tech Proceedings (Cat. No.01EX502)**, Porto, Portugal, 2001, pp. 4 pp. vol.2.

VIANA, A., *et al.*, “GRASP with Constraint Oriented Neighborhoods: an application to the Unit Commitment Problem” **The Fifth Metaheuristics International Conference**, Kyoto, Japan, 2003, August 25-28.

WALSH, M.P; MALLEY, M.J.O., **Augmented Hopfield network for unit commitment and economic dispatch**, *IEEE Trans. Power Syst.*, Vol. 12, n° 3, pp.1765-1774, Nov. 1997.

WANG, C.; SHAHIDEHPOUR, S.M., **Effects of ramp-rate limits on unit commitment and economic dispatch**, *IEEE Trans. Power Syst.*, Vol. 8, n° 3, pp. 1341–1350, Aug. 1993.

WANG, Q., *et al.*, **A chance-constrained two-stage stochastic program for unit commitment with uncertain wind power output.** *IEEE Transactions on Power Systems* 27, pp.206-215. 2012.

WITHIRONPRASERT K., *et al.*, Hybrid ant system/priority list method for unit commitment problem with operating constraints, **2009 IEEE International Conference on Industrial Technology**, Gippsland, VIC, 2009, pp. 1-6.

XIONG W., *et al.*, An Improved Particle Swarm Optimization Algorithm for Unit Commitment, **2008 International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation (ICICTA)**, Hunan, 2008, pp. 21-25.

YANG Hong-Tzer, *et al.*, **A parallel genetic algorithm approach to solving the unit commitment problem: implementation on the transputer networks**, In: *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 12, no. 2, pp. 661-668, May 1997.

YANG X.-S., A New Metaheuristic Bat-Inspired Algorithm, In: **Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization (NISCO 2010)** (Eds. J. R. Gonzalez et al.), *Studies in Computational Intelligence*, Springer Berlin, 284, Springer, 65-74 (2010).

YANG Y., *et al.*, The unit commitment problem based on an improved firefly and particle swarm optimization hybrid algorithm, **2013 Chinese Automation Congress**, Changsha, 2013, pp. 718-722.

YANG Z., *et al.*, A novel parallel-series hybrid meta-heuristic method for solving a hybrid unit commitment problem, **Knowledge-Based Systems**, Volume 134, 2017, Pages 13-30.

YU X., ZHANG X., **Unit commitment using Lagrangian Relaxation and particle swarm optimization**, *Int. J. Electr. Power Energy Syst.* 61 (2014) 510–522.

ZHAO, B., *et al.*, **An improve particle swarm optimization algorithm for unit commitment.** *Electric Power Systems Research* n° 28, pp. 482-490, December. 2006.

ZHUANG F.; GALIANA F. D., **Unit commitment by simulated annealing**, In: IEEE Transactions on Power Systems, vol. 5, no. 1, pp. 311-318, Feb. 1990.

ANEXO A

Tabela A 1 - Dados das UTEs

	UTE 1	UTE 2	UTE 3	UTE 4
<i>a</i>	1000	970	700	680
<i>b</i>	16,19	17,26	16,6	16,5
<i>c</i>	0,00048	0,00031	0,002	0,00211
Pg_i^{max}	455	455	130	130
Pg_i^{min}	150	150	20	20
TMP_i	8	8	5	5
TMD_i	8	8	5	5
CP_i^q	4500	5000	550	560
CP_i^f	9000	10000	1100	1120
$cs h_i$	5	5	4	4
CI_i	8	8	-5	-5

FONTA: (VALENZUELA; SMITH, 1996)

Tabela A 2 - Dados de Demanda e Reserva utilizados no Sistema 1

Hora	Demanda (MW)	Reserva (MW)
1	450	45
2	530	53
3	600	60
4	540	54
5	400	40
6	280	28
7	290	29
8	500	50

FONTA: (VALENZUELA; SMITH, 1996)

Tabela A 3 - Dados das UTEs utilizados nos Sistemas 2,3,4 e 5

UTE	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
<i>a</i>	1000	970	700	680	450	370	480	660	665	670
<i>b</i>	16,19	17,26	16,6	16,5	19,7	22,26	27,74	25,92	27,27	27,79
<i>c</i>	0,00048	0,00031	0,002	0,00211	0,00398	0,00712	0,00079	0,00413	0,00222	0,00173
Pg_i^{max}	455	455	130	130	162	80	85	55	55	55
Pg_i^{min}	150	150	20	20	25	20	25	10	10	10
TMP_i	8	8	5	5	6	3	3	1	1	1
TMD_i	8	8	5	5	6	3	3	1	1	1
CP_i^q	4500	5000	550	560	900	170	260	30	30	30
CP_i^f	9000	10000	1100	1120	1800	340	520	60	60	60
$cs h_i$	5	5	4	4	4	2	2	0	0	0
CI_i	8	8	-5	-5	-6	-3	-3	-1	-1	-1

FONTE: (KAZARLIS *et al*, 1996)

Tabela A 4 - Dados de Demanda e Reserva utilizados nos Sistema 2,3,4 e 5

Hora	Demanda (MW)	Reserva (MW)	Hora	Demanda (MW)	Reserva (MW)
1	700	70	13	1400	140
2	750	75	14	1300	130
3	850	85	15	1200	120
4	950	95	16	1050	105
5	1000	100	17	1000	100
6	1100	110	18	1100	110
7	1150	115	19	1200	120
8	1200	120	20	1400	140
9	1300	130	21	1300	130
10	1400	140	22	1100	110
11	1450	145	23	900	90
12	1500	150	24	800	80

FONTE: (KAZARLIS *et al*, 1996)

Tabela A 5 - Potência Despachada por fonte renovável utilizada no Sistema 4

Hora	Fonte Eólica (MW)	Fonte Solar (MW)	Hora	Fonte Eólica (MW)	Fonte Solar (MW)
1	146,164	0	13	153,581	79,604
2	130,515	0	14	139,257	74,16
3	148,15	0	15	120,384	62,64
4	159,215	0	16	128,33	45,92
5	152,758	0	17	141,441	24,96
6	137,447	0	18	156,23	1,28
7	143,393	0	19	155,965	0
8	140,825	6,08	20	155,904	0
9	150,843	33,44	21	153,255	0
10	138,672	52,08	22	159,05	0
11	137,778	65,84	23	155,738	0
12	157,063	76,16	24	156,897	0

FONTE: (ABUJARAD *et al.*, 2016)

Tabela A 6 - Potência horária despachada pela fonte de geração eólica por cenário do Sistema 5

Hora	Cenários											
	MAX	C ₁	C ₂	C ₃	C ₄	C ₅	C ₆	C ₇	C ₈	C ₉	C ₁₀	MIN
1	111,6	93	82	85,6	105,1	78,1	90,2	76,3	93	99,5	94,9	74,4
2	128,4	107	110	117,7	99,5	125,2	85,6	108,1	113,4	118,8	97,4	85,6
3	120	100	81,4	96	90	96	109	106	95	110	94	80
4	120	100	108,8	105	118	112	101	117	112	96	101	80
5	140,4	117	138,1	99,5	133,4	119,3	111,2	110	134,6	124	97,1	93,6
6	123,6	103	93,7	84,5	92,7	109,2	89,6	88,6	95,8	89,6	100,9	82,4
7	129,6	108	103,5	100,4	103,7	110,2	127,4	90,7	128,5	116,6	108	86,4
8	96	80	91,2	71,2	77,6	74,4	77,6	66,4	83,2	64,8	73,6	64
9	72	60	71,3	50,4	68,4	51,6	51	59,4	69	54,6	52,2	48
10	68,4	57	64,9	58,1	63,3	57,6	49,6	63,3	49,6	46,2	50,2	45,6
11	93,6	78	88,1	69,4	69,4	80,3	81,1	84,2	86,6	64,7	83,5	62,4
12	86,4	72	66	72	61,2	66,2	82,1	86,4	82,1	81,4	77,8	57,6
13	72	60	56,5	61,8	57,6	61,8	66,6	66	61,8	64,8	53,4	48
14	138	115	134,1	100,1	125,4	113,9	120,8	103,5	104,7	107	93,2	92
15	81,6	68	88,7	71,4	68,7	57,8	63,9	59,2	77,5	80,2	61,2	54,4
16	84	70	83,4	75,6	74,9	67,9	65,8	72,1	75,6	56,7	58,8	56
17	140,4	117	116,1	107,6	121,7	113,5	134,6	129,9	111,2	113,5	113,5	93,6
18	162	135	134,7	137,7	122,9	137,7	118,8	149,9	143,1	128,3	125,6	108
19	132	110	130,5	124,3	114,4	110	115,5	106,7	97,9	122,1	127,6	88
20	145,2	121	118,3	141,6	98	129,5	118,6	110,1	117,4	135,5	111,3	96,8
21	147,6	123	100,1	134,1	100,9	107	111,9	140,2	140,2	107	123	98,4
22	132	110	100,1	92,4	95,7	125,4	112,2	119,9	118,8	110	90,2	88
23	105,6	88	85	82,7	85	89,8	103	95	85,4	86,2	75,7	70,4
24	56,4	47	48,3	56,4	46,5	43,7	48,4	43,2	50,8	49,8	47,5	37,6

FONTE: (JI *et al*, 2014)