



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

**"SOLUÇÃO PARA O DESPACHO ECONÔMICO AMBIENTAL DE UM SISTEMA DE
GERAÇÃO TÉRMICA POR RECOZIMENTO SIMULADO"**

TESE DE DOUTORADO

JORGE DE ALMEIDA BRITO JÚNIOR

**UFPA / ITEC / PPGEE
Campus Universitário do Guamá
Belém-Pará-Brasil
2018**

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

JORGE DE ALMEIDA BRITO JÚNIOR

**"SOLUÇÃO PARA O DESPACHO ECONÔMICO AMBIENTAL DE UM SISTEMA DE
GERAÇÃO TÉRMICA POR RECOZIMENTO SIMULADO"**

Tese do doutorado submetida à Banca Examinadora do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica (PPGEE) do Instituto de Tecnologia (ITEC) da Universidade Federal do Pará (UFPA) como parte do requisito final para a obtenção do Grau de Doutor em Engenharia Elétrica, ênfase em Sistemas de Potência.

**UFPA / ITEC / PPGEE
Campus Universitário do Guamá
Belém-Pará-Brasil
2018**

Brito Júnior, Jorge de Almeida, 1983-

Solução para o despacho econômico ambiental de um sistema de geração térmica por recozimento simulado / Jorge de Almeida Brito Júnior.-2018.

Orientador : Marcus Vinicius Alves Nunes

Tese (Doutorado) - Universidade Federal do Pará, Instituto de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Belém, 2018.

1. Usinas produtoras de vapor – aspectos ambientais. 2. Recursos energéticos – aspectos econômicos. 3. Otimização matemática. 4. Métodos de simulação. 5. Usinas elétricas – aspectos econômicos. I. Título.

CDD 23. ed. 621.31243



UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

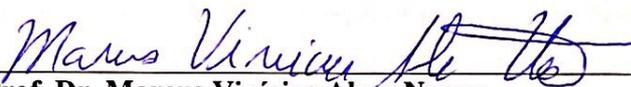
“SOLUÇÃO PARA O DESPACHO ECONÔMICO AMBIENTAL DE UM SISTEMA DE GERAÇÃO TÉRMICA POR RECOZIMENTO SIMULADO”

AUTOR: JORGE DE ALMEIDA BRITO JUNIOR

TESE DE DOUTORADO SUBMETIDA À BANCA EXAMINADORA APROVADA PELO COLEGIADO DO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA, SENDO JULGADA ADEQUADA PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE DOUTOR EM ENGENHARIA ELÉTRICA NA ÁREA DE SISTEMAS DE ENERGIA ELÉTRICA.

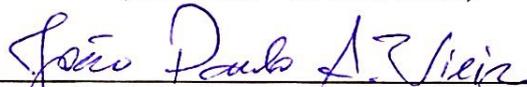
APROVADA EM: 27/02/2018

BANCA EXAMINADORA:



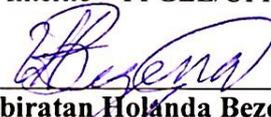
Prof. Dr. Marcus Vinícius Alves Nunes

(Orientador – PPGEE/UFPA)



Prof. Dr. João Paulo Abreu Vieira

(Avaliador Interno – PPGEE/UFPA)



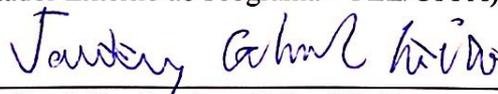
Prof. Dr. Ubiratan Holanda Bezerra

(Avaliador Interno – PPGEE/UFPA)



Prof. Dr. Edson Ortiz de Matos

(Avaliador Externo ao Programa – FEE/UFPA)



Prof. Dr. Jandecy Cabral Leite

(Avaliador Externo – ITEGAM)

VISTO:

Prof.^a Dr.^a Maria Emília de Lima Tostes

(Coordenadora do PPGEE/ITEC/UFPA)

AGRADECIMENTOS

A Deus, por estar sempre ao meu lado, principalmente nos momentos mais difíceis.

Aos meus pais Jorge de Almeida Brito (in memorian) e Rute Franco Frazão Brito, por sempre se esforçarem para propiciar educação com valores éticos e morais ensinados para toda a minha vida.

Aos meus parentes da família Almeida, em especial ao tio Jornas de Almeida Brito e sua esposa Vanessa Heinken de Almeida Brito que moram em São Paulo e sempre me incentivaram no meu crescimento acadêmico e profissional, ao tio Nelson de Almeida Brito com sua esposa Maria das Graças Cascaes Brito e tio Paulo de Almeida Brito com sua esposa Maria Dilva Macedo Reis de Almeida Brito que sempre me apoiaram todas as vezes que estive em Belém para executar atividades relacionadas aos meus estudos do doutorado, a tia Rosa de Almeida Brito que é um forte pilar de sustentação na família.

Aos meus parentes da família Franco Frazão, em especial minha tia Ana Frazão Teixeira (in memorian) por ter sido uma inspiração para alcançar o título de doutorado e seu esposo Ademar Raimundo Mauro Teixeira por todo apoio nessa caminhada.

À minha querida noiva e futura esposa Dayanna Lopes da Silveira pela paciência, apoio, compreensão e carinho nos momentos mais delicados na elaboração do trabalho.

Ao Professor, Dr. Marcus Vinícius Alves Nunes pela orientação, competência e dedicação à realização desta tese.

Aos Professores Doutores Jandecy Cabral Leite e Jorge Laureano Moya Rodríguez por todo apoio e colaboração com os quais foi possível ser realizado este trabalho.

A Prof^a. Dr^a. Maria Emília de Lima Tostes pela competência na coordenação do curso do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica do ITEC-UFPA.

Aos professores do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica do ITEC/UFPA, em especial Prof. Dr. José Augusto Lima Barreiros pelo apoio e convênio entre o ITEGAM e UFPA que possibilitou para a Manaus maiores oportunidades de estudos.

Aos colaboradores da secretaria do PPGEE-UFPA.

Aos colaboradores do ITEGAM que sempre apoiaram nesta jornada, em especial a Prof^a. M.Sc. Tereza Felipe.

Aos coordenadores de Cursos do Centro Universitário Nilton Lis, que compreenderam, por diversas vezes, minhas viagens a Universidade Federal do Pará – UFPA, para as aulas e pesquisas, em especial a Prof^a Dr. Maud Rejane de Castro e Souza.

Aos coordenadores de Cursos da Universidade Paulista – UNIP, que compreenderam, por diversas vezes, minhas viagens a Universidade Federal do Pará – UFPA, para as aulas e pesquisas, em especial ao Prof. M.Sc. Joaquim Alberto Leite da Silva Junior e Prof. M.Sc. Eliton Smith dos Santos.

Aos colaboradores da J&B Assessoria e Perícias Médicas Ltda, em especial a Elizabete Fátima Simões de Olivera e a Maria Aparecida Frediani Rocha, por terem me dado incentivo, apoio e conhecimentos no ramo de perícias que indiretamente também contribuíram para conclusão dessa etapa na minha vida.

Aos amigos, Manoel Henrique Reis Nascimento, Nadime Mustafá Moraes, Carlos Américo de Souza Silva, David Barbosa de Alencar, Carlos Alberto Oliveira de Freitas, Milton Fonseca Júnior, Manoel Socorro Santos Azevedo, Gerdson Tanaka Soares e Ana Maria Reis.

A Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado do Amazonas - FAPEAM, pelo apoio acadêmico, estrutural, financeiro e suporte.

Epígrafe

“Deve-se aprender sempre, até mesmo com um inimigo.”

Isaac Newton

Dedicatória

Ao meus pais Jorge de Almeida Brito (in memoriam) e Rute Franco Frazão Brito que dignamente me apresentaram à importância dos estudos e o caminho da persistência.

SUMÁRIO

SUMÁRIO	9
LISTA DE FIGURAS	11
LISTA DE TABELAS	12
LISTA DE SIGLAS	13
RESUMO	14
ABSTRACT	15
CAPÍTULO 1 – INTRODUÇÃO	16
1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO INICIAL.....	16
1.2 IDENTIFICAÇÃO E JUSTIFICATIVA DA PROPOSTA	17
1.3 PROBLEMA DA PESQUISA.....	18
1.4 OBJETIVOS.....	19
1.4.1 <i>Objetivo geral</i>	19
1.4.2 <i>Objetivos específicos</i>	19
1.5 CONTRIBUIÇÃO E RELEVÂNCIA DO TEMA.....	19
1.6 DELIMITAÇÕES DA PESQUISA.....	20
1.7 ESTRUTURA DA TESE.....	21
CAPÍTULO 2 – REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	22
2.1 DESPACHO ECONÔMICO (DE)	22
2.2 DESPACHO ECONÔMICO AMBIENTAL (DEA)	22
2.2.1 <i>DEA com uma função objetivo</i>	23
2.2.2 <i>DEA com uma função multi objetivo</i>	25
2.3 FUNÇÕES OBJETIVOS UTILIZADAS PARA O DEA	25
2.4 CONTEXTO HISTÓRICO DO DE (REVISÃO BIBLIOGRÁFICA)	25
2.5 CONTEXTO HISTÓRICO DO DEA	27
2.6 CONCLUSÕES DO CAPÍTULO II.....	30
CAPÍTULO 3 – MODELO MATEMÁTICO	31
3.1 DESPACHO ECONÔMICO AMBIENTAL (DEA)	31
3.2 OBJETIVO ECONÔMICO	31
3.3 OBJETIVO AMBIENTAL.....	31
3.3.1 <i>DE considerando o efeito do Ponto de Válvula</i>	32
3.3.2 <i>Restrições do DEA</i>	33
3.3.3 <i>O problema da otimização do DE</i>	35
3.4 CONCLUSÕES DO CAPÍTULO III.....	43
CAPÍTULO 4 – O MÉTODO DO RECOZIMENTO SIMULADO	44
4.1 TÉCNICAS HEURÍSTICAS E METAHEURÍSTICAS	44
4.2 RECOZIMENTO SIMULADO (RS)	45
4.2.1 <i>Mecanismo de resfriamento</i>	48
4.3 CONCLUSÕES DO CAPÍTULO IV.	50
CAPÍTULO 5 – OTIMIZAÇÃO DO DEA DAS USINAS GERADORAS DE ENERGIA ELÉTRICA: ESTUDO DE CASO	51

5.1 INTRODUÇÃO	51
5.2 FUNÇÕES OBJETIVO UTILIZADAS NO ESTUDO DE CASO	52
5.2.1 Função de custo de combustível.....	52
5.2.2 Função de emissão	52
5.2.3 Restrições usadas no problema.....	53
5.3 IMPLEMENTAÇÃO DO MODELO EM RECOZIMENTO SIMULADO (RS).....	54
5.3.1 Dados dos motores.....	54
5.3.2 Dados de Potência dos motores.....	55
5.4 RESULTADOS COM OUTROS MÉTODOS DE OTIMIZAÇÃO	59
5.4.1 Resultados usando NSGA II.....	59
5.4.2 Resultados Utilizando o algoritmo Dragonfly.....	61
5.4.3 Resultados usando o algoritmo Enxame de Partículas.....	63
5.4.4 Resultados usando o algoritmo Evolução Diferencial (ED).....	65
5.4.5 Resultados usando o algoritmo Formiga Leão (ALO).....	67
5.5 COMPARAÇÃO ENTRE TODOS OS ALGORITMOS IMPLEMENTADOS EM UMA UTE DE MANAUS.	70
5.6 COMPARAÇÃO ENTRE TODOS OS ALGORITMOS IMPLEMENTADOS EM UM SISTEMA DE 13 UNIDADES GERADORAS DO IEEE.	71
5.6 CONCLUSÕES DO CAPÍTULO	73
CAPÍTULO 6 – CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	74
6.1 CONCLUSÃO.....	74
6.2 RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	75
REFERÊNCIAS.....	76
ANEXOS.....	89
ANEXO I.....	90
ANEXO II.....	95
ANEXO III.....	100
ANEXO IV.....	101
ANEXO V.....	102
ANEXO VI.....	105
ANEXO VII.....	107
ANEXO VIII.....	108
ANEXO IX.....	109
ANEXO X.....	110
ANEXO XI.....	111
ANEXO XII.....	112
ANEXO XIII.....	113
APÊNDICES	115
APÊNDICE A.....	116
APÊNDICE B.....	117
APÊNDICE C.....	118
APÊNDICE D	119
APÊNDICE E	120
APÊNDICE F	121
APÊNDICE G	122
APÊNDICE H	123
APÊNDICE I	124
APÊNDICE J.....	125

LISTA DE FIGURAS

Figura 3-1: Função de custo levando em conta o efeito de "ponto de válvula ponto" com cinco válvulas.	32
Figura 3-2: Curva de custo incremental de combustível (a) e curva de custo de combustível (b) dos geradores versus a potência gerada.	36
Figura 3-3: Algoritmo para o processo de iteração λ para resolver o problema de despacho econômico de carga.	37
Figura 4-1: Diferença entre um ótimo local e um ótimo global.....	44
Figura 4-2: Processo de Recozimento.	45
Figura 4-3: Diagrama de bloco do recozimento simulado.....	46
Figura 5-1: Frente de Pareto de Custo versus Emissões.....	56
Figura 5-2: Potência gerada pelos diferentes geradores da usina.	56
Figura 5-3: Custo de geração de cada gerador da usina.	57
Figura 5-4: Emissões geradas por cada gerador da usina.	58
Figura 5-5: Resultados obtidos ao executar o algoritmo NSGA II.....	61
Figura 5-6: Resultados obtidos ao executar o dragonfly.	63
Figura 5-7: Resultados obtidos ao executar o PSO.	65
Figura 5-8: Resultados obtidos ao executar o ED.	67
Figura 5-9: Resultados obtidos ao executar o ALO.	69

LISTA DE TABELAS

Tabela 5:1: Dados dos Motores da usina térmica do estudo de caso.	54
Tabela 5:2: Dados das emissões dos Motores da usina térmica do estudo de caso.	55
Tabela 5:3: Coeficientes de perdas (todos os valores têm que se multiplicar por 1e-4).	55
Tabela 5:4: Potência de cada Motor (desligando os de menos eficiência).	57
Tabela 5:5: Custo de cada gerador em \$R/h.	57
Tabela 5:6: Emissão de cada Motor em m ³ /h.	58
Tabela 5:7: Resumo dos resultados.	58
Tabela 5:8: Resultados gerais do DEA usando NSGAI.	60
Tabela 5:9: Resultados de cada gerador para o DEA usando NSGAI.	60
Tabela 5:10: Resultados gerais do DEA usando o algoritmo dragonfly.	62
Tabela 5:11: Resultados de cada gerador para o DEA usando o algoritmo dragonfly.	62
Tabela 5:12: Resultados gerais do DEA usando PSO.	64
Tabela 5:13: Resultados de cada gerador para o DEA usando PSO.	64
Tabela 5:14: Resultados gerais do DEA usando ED.	66
Tabela 5:15: Resultados de cada gerador para o DEA usando ED.	66
Tabela 5:16: Resultados gerais do DEA usando ALO.	68
Tabela 5:17: Resultados de cada gerador para o DEA usando ALO.	68
Tabela 5:18: Comparação entre todos os resultados dos diferentes algoritmos programados.	70
Tabela 5:19: Tabela comparativa com todos os algoritmos metaheurísticos utilizados na tese.	70
Tabela 5:20: Métodos de Otimização para o DEA (com base em 13 motores IEEE).	72
Tabela 5:21: Tabela comparativa com todos os algoritmos metaheurísticos utilizados na tese (com base em 13 motores IEEE).	72

LISTA DE SIGLAS

ABC - Colônia Artificial de Abelhas

AE – Algoritmo Evolutivo

AG - Algoritmo Genético

CO - Monóxido de Carbono

CO₂ - Dióxido de Carbono

DE - Despacho Econômico

GWO - Otimização Lobo Cinzento

IEEE - Institute of Electrical and Electronics Engineers

NO_x -Óxido de Nitrogênio

NSGA - Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm

NSGA II - Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm II

PD - Programação Dinâmica

PE - Programação Evolutiva

PQ - Programação Quadrática

PQS - Programação Quadrática Sequencial

PSO - Otimização Enxame de Partículas

RN - Redes Neurais

RNH - Redes Neurais de Hopfield

RS - Recozimento Simulado

SO₂ - Dióxido de Enxofre

UTE – Usina Termoelétricas.

RESUMO

Nos últimos anos, tornaram-se crescentes as preocupações da população e dos governos com a proteção ao meio ambiente. Ao mesmo tempo, a utilização de combustíveis fósseis para a produção de energia elétrica ainda é elevada, devido a grande disponibilidade deste insumo energético e a tecnologia consolidada das usinas térmicas. Em função deste contexto, vem se tornando cada vez mais comum a adoção de metodologias para a otimização da operação das usinas termelétricas, não só em função do custo de combustível, mas também das emissões dos poluentes gerados, o que vem trazendo um impacto positivo na redução da poluição ambiental para geração de energia elétrica junto aos sistemas térmicos, baseados em combustíveis fósseis. Sendo assim, este processo estabelece a necessidade de pesquisas no campo do planejamento energético, baseadas normalmente na aplicação de métodos de otimização que levem em consideração os dois objetivos citados de forma integrada. Ferramentas de otimização baseadas em características metaheurísticas, como o recozimento simulado, se adequam bem a estes tipos de problemas. Neste contexto, a presente tese de doutorado tem como objetivo aplicar a otimização multiobjectivo no despacho econômico ambiental (DEA) de usinas térmicas utilizando o recozimento simulado, comparando os resultados obtidos com outras técnicas metaheurísticas. Esta ferramenta foi utilizada com uma função aptidão que envolve dois objetivos (o custo e as emissões), para encontrar o resultado ótimo, levando em consideração o desligamento dos motores menos eficientes, garantido assim a redução dos custos financeiros e da poluição.

Palavras-Chave: Otimização, Despacho Econômico, Despacho Econômico Ambiental, Recozimento Simulado.

ABSTRACT

In recent years, population and government concerns about environmental protection have increased. At the same time, the use of fossil fuels to the production of electricity is still high, due to the high availability of this kind of energy and the consolidated technology of the thermal plants. In that context, it has become increasingly common to adopt methodologies to optimize the operation of thermoelectric plants, not only in terms of fuel costs, but also the emissions of pollutants generated, with a positive impact on the reduction of environmental pollution for electric power generation by thermal systems based on fossil fuels. This process establishes the need for research in the field of energy planning, usually based on the application of optimization methods that consider the two objectives mentioned in an integrated way. Optimization tools based on metaheuristic characteristics, such as simulated annealing, are well suited to these types of problems. In this context, the aim of this PhD thesis was to apply multiobjective optimization in the environmental economic dispatch (DEA) of thermal plants using simulated annealing, comparing the results obtained with other metaheuristic techniques. This tool was used with an aptitude function that involves two objectives (cost and emissions), to find the optimal result, taking into account the shutdown of less efficient engines, thus ensuring the reduction of financial costs and pollution.

Keywords: Economic dispatch, optimization, economic environmental dispatch, Simulated annealing.

CAPÍTULO 1 – INTRODUÇÃO

1.1 Contextualização Inicial.

Ainda no século 17, a necessidade humana por calor e energia foi satisfeita a partir do uso de fontes renováveis, como por exemplo a biomassa, destacando-se principalmente a lenha e a energia animal. A fabricação de alguns produtos agrícolas era realizada através da exploração dos recursos naturais, tais como o vento e a água, utilizando para tanto, moinhos de vento e rodas de água.

A Revolução Industrial, com a produção em série e a massificação do consumo de bens veio conduzir a uma nova estrutura social. O homem descobriu as vantagens das máquinas, no entanto, era preciso dispor da energia necessária para colocá-las em funcionamento (CARAPETO *et al.*, 1998). Seguindo esta trajetória de desenvolvimento, o século 20 foi considerado um século de crescimento econômico elevado, onde a utilização da combustão interna de motores tornou-se generalizada e com esta o uso maciço de combustíveis fósseis, não renováveis.

No século 21, por outro lado, caracteriza-se por uma grande preocupação com o meio ambiente e a possibilidade de redução na disponibilidade dos recursos fósseis, conduzindo a grandes investimentos em fontes renováveis para a geração de energia elétrica (MATSON *et al.*, 2010; MARQUES e FUINHAS, 2011). Este processo resultou nas últimas décadas em avanços tecnológicos consideráveis na geração de energia elétrica a partir de sistemas eólicos, fotovoltaicos e biomassa, dentre outros.

Nesse contexto, as fontes primárias de energia, utilizadas para a produção da energia elétrica no mundo podem ser classificadas de maneira geral em renováveis e não renováveis (DOS REIS, 2011; GONÇALVES, 2013), como a seguir: Fontes não renováveis, são aquelas com recurso finito, que não podem ser renovadas ou reutilizadas a uma escala que sustente a sua taxa de consumo. Com o surgimento da tecnologia de motor a combustão interna, incrementou-se ainda mais o uso destas fontes, e ainda na atualidade, as mesmas são as principais fontes de energia utilizadas pelos seres humanos. A demanda pelos combustíveis fósseis é muito grande, sendo que os sistemas de infraestrutura e transporte convencionais, que são equipados com motores de combustão, continuam a ser proeminentes em todo o globo.

Outro exemplo é o combustível nuclear responsável por cerca de 10% da energia do mundo, cujo principal problema são os resíduos radioativos. A utilização de tais fontes para produzir eletricidade, ocorre principalmente, através de uma primeira transformação da fonte de energia primária, em energia térmica. A geração de energia elétrica, obtida através dessa transformação é chamada de geração termelétrica (YOLANDA VIEIRA DE ABREU; MATSON *et al.*, 2010; GONÇALVES, 2013; (IEA), 2015).

Já as fontes renováveis, são aquelas cuja reposição pela natureza é bem mais rápida do que sua utilização energética, como exemplo podem-se mencionar as águas dos rios, o sol, os ventos, ou ainda, florestas, plantas e animais. Todas estas fontes devem ser adequadamente monitoradas, protegidas e conservadas (GONÇALVES, 2013).

Os combustíveis fósseis, hoje em dia, possuem importância significativa. O problema é que eles provocam uma série de problemas ambientais, como por exemplo durante a combustão, é emitido para a atmosfera o gás dióxido de carbono, sendo esse o principal contribuinte para o aumentado aquecimento global. Neste sentido, destaca-se que durante o século 20 a temperatura do planeta aumentou 0,6 ° C, um fato que tem sido associado ao crescimento e desenvolvimento industrial que ocorreu nesse período, o qual está associado principalmente à utilização de energia proveniente de combustíveis fósseis (ROCHA *et al.*, 2013). O consumo global de combustíveis fósseis aumentou cerca de 40% em 2011 em comparação com 2010 (SANJID *et al.*, 2014), ao mesmo tempo em que o esgotamento dos combustíveis fósseis criou uma motivação para a exploração e avaliação de combustíveis alternativos para motores a combustão (ABEDIN *et al.*, 2013).

Em seu artigo, Nwunu e Xia (2015), afirmam que o aumento da consciência ambiental global tem levado muitos pesquisadores a considerarem as emissões no problema do Despacho Econômico. As emissões de poluentes perigosos e nocivos como dióxido de enxofre (SO₂), óxido de nitrogênio (NO_x), monóxido de carbono (CO) e dióxido de carbono (CO₂) deram origem a apelos generalizados para as concessionárias de energia elétrica desenvolverem maneiras de reduzir esses poluentes.

1.2 Identificação e Justificativa da Proposta

Com as constantes pesquisas relacionadas à eficiência energética e o despacho de carga, cria-se a necessidade de estudos mais profundos de como conseguir tornar este despacho mais econômico e menos contaminante por parte dos motores das usinas térmicas.

O incremento das exigências relativas à minimização dos impactos ambientais exige que as emissões de gases tenham que ser incluídas e controladas no problema do Despacho Econômico (DE). As emissões de poluentes perigosos e nocivos, como SO₂, NO_x, CO e CO₂ deram origem a muitos trabalhos científicos que procuram e desenvolvem formas de reduzir essas emissões (ROY e BHUI, 2016; TURGUT e DEMIR, 2017).

O presente trabalho visa apresentar a economia obtida com a aplicação do DEA em usinas térmicas, através da utilização de ferramentas de simulações computacionais, otimizando o sistema para operar de forma mais eficiente.

Apesar de existirem pesquisas relacionadas ao despacho econômico ambiental e muitos artigos publicados, quase sempre são utilizados os algoritmos genéticos para realizar a otimização, e, além disso, os autores não contemplam o desligamento dos motores menos eficientes (ISMAIL *et al.*, 2014; SINGH *et al.*, 2015; GÜÇYETMEZ e ÇAM, 2016; AL-FALAH *et al.*, 2017; TEZER *et al.*, 2017). Nesta tese, realiza-se a otimização do despacho econômico ambiental de carga, minimizando-se o custo e as emissões de uma planta térmica composta por motores de combustão interna. É proposta a utilização do algoritmo de recozimento simulado para resolver este problema multiobjectivo, dentre outras técnicas, sendo ainda considerado o desligamento dos motores menos eficientes.

1.3 Problema da Pesquisa

O problema que envolve o DEA de energia elétrica é muito complexo devido as diferentes variáveis e restrições que devem ser levadas em conta durante o processo como: a demanda de carga incerta, as características não-lineares de alguns componentes e os objetivos técnico-econômicos e ambientais conflitantes. Neste trabalho, o problema do despacho econômico-ambiental de uma usina térmica foi formulado como um problema de otimização multiobjetivo. Será otimizado o desempenho técnico-econômico - ambiental do sistema e serão analisados os *trade-offs* entre os diferentes objetivos usando técnicas de inteligência computacional, especificamente o recozimento simulado.

O método proposto será testado numa usina de Manaus AM, cujo sistema gerador é formado por cinco (05) geradores a óleo combustível pesado (HFO), os quais são denominados como (MAN1 à MAN5) e 23 geradores a Gás Natural, designados como (UGG1 à UGG23) (AZEVEDO, 2015) e no sistema de teste de 13 e 40 unidades geradoras do IEEE.

A otimização procura a seleção dos motores mais eficientes e menos contaminantes para diferentes demandas de carga.

1.4 Objetivos

1.4.1 Objetivo geral

Desenvolver uma metodologia e um algoritmo para a otimização do DEA utilizando recozimento simulado e desligando os motores menos eficientes.

1.4.2 Objetivos específicos

- Realizar uma análise dos diferentes métodos de otimização para verificar qual oferece mais vantagens, quando aplicados aos sistemas térmicos;
- Desenvolver um modelo matemático que propicie a otimização do despacho de carga dos sistemas térmicos de potência, desligando os motores menos eficientes;
- Implementar o modelo usando as técnicas de Recozimento Simulado em MATLAB;
- Avaliar o modelo mediante a aplicação a dois estudos de caso, uma usina térmica de Manaus e o sistema de 13 unidades geradoras do IEEE, e;
- Comparar os resultados com resultados obtidos mediante Recozimento Simulado e outras técnicas, tais como NSGA II, Dragonfly, Formiga Leão, Evolução Diferencial e Enxame de Partículas;

1.5 Contribuição e Relevância do Tema

A presente tese melhora em geral os métodos desenvolvidos na literatura nacional e internacional de despacho econômico ambiental, e em particular, o procedimento do Recozimento Simulado, já que a mesma introduz modificações no algoritmo que permitem usar só os motores mais eficientes no despacho econômico ambiental.

Existem muitas abordagens na literatura para resolver os problemas do DEA, entre elas: O Enxame de Partículas (PSO) (JIANG *et al.*, 2014; MAHDI *et al.*, 2017), a busca gravitacional (GS) (MONDAL *et al.*, 2013), os métodos estocásticos (LI *et al.*, 2014), o método do lobo cinzento (GWO) (SONG *et al.*, 2014), a lógica fuzzy (HOTA *et al.*, 2016), os algoritmos genéticos (AG) (JANA *et al.*, 2017), e muitos outros (QU *et al.*, 2017). Mas todos esses métodos quando são implementados não contemplam os benefícios do

desligamento dos geradores com maior custo de combustível nas usinas térmicas. A maioria dos autores testam os algoritmos somente em sistemas do IEEE e poucas vezes aplicam estas técnicas a usinas reais. Dentre todos os métodos, um dos mais utilizados para realizar o DEA é o NSGA pelas suas boas prestações e características. Este método posteriormente foi melhorado para uma versão chamada de NSGA II que apresentou melhores resultados que o seu antecessor NSGA (KING *et al.*, 2005; ABIDO, 2006).

Nesta tese é proposta uma nova solução do problema do DEA usando métodos heurísticos, especificamente o recozimento simulado, considerando os parâmetros de funcionamento dos geradores, os coeficientes das suas curvas características tanto de custo como de emissões, oferecendo as seguintes novidades ou contribuições:

- 1) Uma melhor solução para o DEA, no sentido de que só são usados os geradores mais eficientes e menos contaminates no despacho.
- 2) Menores valores do custo de geração usando Recozimento Simulado quando comparados com os obtidos mediante Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA II) para o mesmo problema.
- 3) A redução dos níveis de consumo de combustível e dos níveis de emissões de poluentes conforme as normas estabelecidas de poluição ambiental.
- 4) Implementação computacional da nova solução e avaliação da mesma mediante três estudos de caso.
- 5) Utilização de técnicas de programação dentro do algoritmo que minimizem a convergência para ótimos locais, conseguindo ótimos globais.

A otimização visa diminuir o custo e reduzir simultaneamente as emissões de gases. Para o processo de otimização se utilizará o recozimento simulado (pouco aplicado até agora nos problemas de despacho de carga ou energia nos sistemas elétricos de potência), com a particularidade também de considerar o desligamento dos motores menos eficientes. Todo este processo é desenvolvido na ferramenta computacional baseada no software Matlab.

1.6 Delimitações da Pesquisa

Essa pesquisa se propõe a apresentar uma metodologia para a otimização do despacho de energia de sistemas térmicos. Os modelos utilizados são aplicáveis a qualquer usina térmica com motores de combustão interna, no entanto, todo o procedimento desenvolvido pode ser adaptado a outros tipos de usinas.

1.7 Estrutura da Tese

No **Capítulo 1** apresenta-se a contextualização do trabalho, inovação científica, contribuição e relevância, objetivos, o que compreende o problema da pesquisa e sua delimitação.

No **Capítulo 2**, discute-se o marco teórico, onde será realizada uma revisão da literatura, com relação ao despacho econômico-ambiental de carga e as diferentes abordagens para realizar o mesmo.

No **Capítulo 3** é desenvolvido o modelo matemático com as funções objetivo e restrições bem como apresenta-se a modelagem do sistema.

No **Capítulo 4** é realizada a abordagem sobre a técnica do Recozimento Simulado

No **Capítulo 5** é desenvolvido o estudo de caso, aplicando o modelo proposto a uma usina térmica da cidade do Manaus e também comparando os resultados obtidos com outros algoritmos de otimização, mediante a aplicação a dois estudos de caso, uma usina térmica de Manaus e o sistema de 13 unidades geradoras do IEEE.

No **Capítulo 6** são apresentadas as conclusões da tese e as recomendações para trabalhos futuros.

CAPÍTULO 2 – REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Neste capítulo serão apresentados os conceitos básicos e definições relacionadas ao Despacho Econômico, Despacho Ambiental e sobre a abordagem que visa resolver os dois problemas de uma de uma única vez, o DEA.

2.1 Despacho Econômico (DE)

Existem relatos que em 1920, alguns engenheiros já haviam se conscientizado do problema de alocação econômica da geração, ou em como dividir a carga entre as unidades geradoras disponíveis (HAPP, 1977).

Os problemas de despachos são importantes na área de sistemas de energia e geralmente buscam a minimização de custos dos combustíveis empregados na geração, o que é conhecido na literatura como problema de Despacho Econômico (DE) (GONÇALVES, 2015).

O DE é definido como sendo um processo de distribuição ótima da demanda de energia elétrica entre as unidades geradoras disponíveis, de tal forma que, as restrições operacionais sejam satisfeitas e que o custo de geração seja mínimo (SOUZA, 2010).

Resolver o problema do DE é uma tarefa muito importante, pois seu objetivo é geralmente minimizar o custo de geração no sistema de energia, de tal modo, que no cenário da programação as demandas das cargas possam ser atendidas, satisfazendo simultaneamente as restrições de equilíbrio de potência e os limites de geração (BARISAL e PRUSTY, 2015). Tradicionalmente, o custo de uma unidade geradora é modelada por uma função quadrática para tornar o DE um problema convexo a ser resolvido pelos métodos clássicos (MODIRI-DELSHAD *et al.*, 2016).

O problema do DE pode ser formulado como uma função não-linear que visa minimizar o custo total do combustível, enquanto satisfaz várias restrições iguais e desiguais que operam o sistemas de energia (LIU *et al.*, 2016).

2.2 Despacho Econômico Ambiental (DEA)

Durante muito tempo, a geração termoelétrica de energia considerou somente estratégias econômicas, apesar destas virem acompanhadas de indesejáveis emissões de gases como o

dióxido de carbono, CO₂, o dióxido de enxofre, SO₂, os óxidos de nitrogênio, NO_x e particulados (GENT e LAMONT, 1971; TALAQ *et al.*, 1994; STANZANI, 2012).

O objetivo principal deste problema é determinar as cargas mais econômicas dos geradores de modo que as demandas de carga da geração possam ser atendidas e as restrições de operação dos geradores sejam satisfeitas. Além disso, as emissões totais devem satisfazer o limite de emissão permitido segundo (MANTEAW, 2013).

O DEA é uma empreitada imperativa no recente mercado competitivo da demanda de energia. O Problema de otimização do DEA é uma das questões mais importantes que deve ser levada em consideração nos sistemas de potência (SABER e RAHMAN, 2011; RAY, 2014; JEBARAJ *et al.*, 2017). A crescente conscientização mundial sobre os efeitos da poluição ambiental causada pela produção de energia em usinas termoeletricas (UTE's), vem pressionando as autoridades a criarem legislações que limitem os níveis de emissões de poluentes, o que torna uma questão crucial a ser considerada no despacho econômico (NASCIMENTO, 2016).

A formulação do problema do DEA é baseada na otimização multiobjetivo que envolve, simultaneamente, minimizar custos de emissão e de combustível sob restrições de taxa de rampa convencionais, limitações de carga, etc. (GHASEMI *et al.*, 2015). As funções de custo e de emissão utilizadas no DEA, são naturalmente conflitantes e ambas têm de ser consideradas simultaneamente para que seja encontrado o ótimo global, portanto é um problema de otimização multiobjetivo, com objetivos não-comensuráveis, contraditórios e com várias restrições. (BAYÓN *et al.*, 2012; LIU *et al.*, 2016).

Diferentes técnicas vem sendo relatadas na literatura para resolver o problema do DEA (BAYÓN *et al.*, 2012). Estes algoritmos podem ser classificados em duas categorias (LIU *et al.*, 2016):

- DEA, com uma função objetivo.
- DEA com uma função multiobjetivo.

2.2.1 DEA com uma função objetivo

Os pesquisadores apresentam duas vertentes para realizar o DEA (ZHOU *et al.*, 2017):

- Uma é utilizando a função de custo, com as emissões de poluição como restrição.
- Na outra, as funções objetivo de custo e emissões são combinadas em uma única função.

2.2.1.1. Função objetivo com restrições de emissão

Neste enfoque, o problema é tratado com um único objetivo, considerando as emissões de poluição como uma restrição com limites permissíveis (BRODSKY e HAHN, 1986) (GRANELLI *et al.*, 1992).

A implementação dessa estratégia não considera a compensação entre custo de combustível e emissões de gases, e apenas uma única solução pode ser obtida em uma execução independente no algoritmo (ZHOU *et al.*, 2017). Esta formulação, no entanto, tem uma séria dificuldade em obter uma relação balanceada entre custo e emissão (ABIDO, M. A., 2003). Alternativamente nesse contexto, a minimização da emissão vinha sendo tratada como outro objetivo além do objetivo de custo usual e ambos eram tratados separados. Procedimentos de otimização baseados em programação linear nos quais os objetivos são considerados um de cada vez foram apresentados em (FARAG *et al.*, 1995).

2.2.1.2 Função objetivo combinando as funções de custo e emissão

O problema do DEA pode ser tratado também pelo método da soma ponderada, quando as funções de custo e emissões são combinadas em uma só função objetivo com diferentes pesos, onde custo e emissão são minimizados simultaneamente. Nessa estratégia cada valor tem um peso na faixa $[0; 1]$, resolvendo um único subproblema objetivo, determinando uma solução ótima desse subproblema (JUBRIL *et al.*, 2014; MODIRI-DELSHAD e RAHIM, 2016; ZHOU *et al.*, 2017; ZOU *et al.*, 2017).

Embora as unidades das funções custo e emissões sejam $\$/h$ e ton/h , respectivamente, que a princípio é um obstáculo para combinar as duas funções, esse problema pode ser resolvido através do uso de um fator de conversão h em $\$/ton$ que quando aplicado às emissões, permite utilizar as mesmas unidades na equação de custo (BAYÓN *et al.*, 2012).

Para resolver o problema de dispor de uma única função objetivo, outras pesquisas adotam o método da soma ponderada inserindo o fator δ na função objetivo. Para ser mais específico, este método transforma várias funções objetivo em um único objetivo, onde cada objetivo é multiplicado por um peso especificado pelo utilizador, que é normalmente proporcional à importância do objetivo (MODIRI-DELSHAD e RAHIM, 2016) (JUBRIL *et al.*, 2014) (DE LORENA STANZANI *et al.*, 2014) (ZOU *et al.*, 2017).

Lamentavelmente, esta estratégia requer várias execuções, tantas vezes quanto sejam o número de soluções ótimas de Pareto desejadas. Além disso, este método não pode ser

utilizado em problemas não convexos com uma solução ótima da frente de Pareto (NASCIMENTO *et al.*, 2016).

2.2.2 DEA com uma função multi objetivo

O problema multiobjetivo do DEA é formulado com o propósito de minimizar dois objetivos conflitantes ao mesmo tempo: o custo total de geração de energia e a quantidade de emissão de poluentes à natureza. Os dois objetivos devem ser minimizados em uma única função objetivo, sujeita as restrições de demanda e capacidade do sistema (GONÇALVES, 2015).

O problema que considera o tratamento em conjunto envolvendo a minimização dos custos de geração e a minimização da emissão de poluentes é denominado por problema multiobjetivo do DEA.

2.3 Funções objetivos utilizadas para o DEA

Essencialmente são duas as funções objetivo utilizadas para o DEA, uma função objetivo de custo de combustível e outra de quantidade de emissões de poluentes. A função aptidão combina ambas, tendo como objetivo a minimização tanto do custo de combustível como da quantidade de emissões simultaneamente (WANG e SINGH, 2007; BASU, 2008; MONDAL *et al.*, 2013; YOUNES *et al.*, 2014; MODIRI-DELSHAD e RAHIM, 2016; ROY *et al.*, 2016). Estas funções são descritas na sua totalidade no capítulo 3.

2.4 Contexto Histórico do DE (revisão bibliográfica)

Em 1990, foram publicados 4 estudos para o DE os quais foram classificados como: fluxo ótimo de potência, controle automático de geração, despacho dinâmico e despacho econômico com fonte de geração não convencional (CHOWDHURY e RAHMAN, 1990).

O algoritmo genético (AG) foi introduzido em 1993, no entanto, apresentou problemas em encontrar a solução global (WALTERS e SHEBLE, 1993).

Em 1993, foi proposto utilizar a técnica do recozimento simulado (RS) para o DE (WONG e FUNG, 1993).

Em 1997, foi proposto a aplicação de um algoritmo genético controlado por lógica fuzzy (FCGA) para o despacho econômico ambiental. Os autores primeiro propõem um algoritmo genético melhorado com dois controladores fuzzy com base em algumas heurísticas para

adaptar adequadamente a probabilidade de cruzamento e a taxa de mutação durante o processo de otimização. A implementação dos controladores fuzzy para o crossover e a mutation é descrita. O FCGA proposto pode ser aplicado a uma ampla gama de problemas de otimização. A validade do algoritmo proposto é ilustrada no despacho econômico ambiental de um sistema de seis geradores. Seu desempenho é comparado com o GA convencional e com o método de Newton-Raphson. Os resultados são muito melhores (SONG *et al.*, 1997). Além disso, em 2001, foi proposto, o AG baseado no cruzamento aritmético, que mostrou melhores resultados que o AG controlado por lógica fuzzy e Redes Neurais de Hopfield (RNH), com relação a custo de operação em um sistema de teste com 20 unidades geradoras (MANTEAW, 2013).

O problema da otimização dos sistemas de potência tornou-se um fator decisivo na prática atual de engenharia de sistemas de potência com ênfase na redução de custos e emissões. O problema econômico e de despacho econômico ambiental usando dois métodos eficientes de otimização, Colônia de abelhas artificiais (ABC) e Otimização de enxame de partículas (PSO) é abordado por (MANTEAW, 2013). Um algoritmo híbrido, produzido a partir desses dois algoritmos é testado em um sistema teste de 10 geradores com efeitos de ponto de válvula. Os resultados são comparados com as técnicas baseadas em evolução diferencial (DE), o Algoritmo Evolutivo de Pareto (SPEA) e o Algoritmo Genético não dominado (NSGA), mostrando-se efetivo o método proposto para resolver o problema combinado de despacho econômico e de emissão, (MANTEAW, 2013).

Em 2003, foi proposto um AG melhorado, onde é introduzido uma nova seleção e cruzamento no algoritmo, apresentando uma melhor solução na taxa de convergência, confiabilidade e custo de operação (LING *et al.*, 2003).

Em 2008, foi proposto a utilização das RNH combinadas com Programação Quadrática (PQ), para resolver o problema do DE dinâmico (ABDELAZIZ *et al.*, 2008).

Em 2008, foi resolvido o problema do DE, utilizando o AG. Para resolver o problema é considerada uma abordagem de duas camadas. A primeira camada usa um algoritmo genético para decidir o status on / off das unidades e a segunda camada utiliza uma formulação baseada em programação não linear resolvida pelo relaxamento Lagrangiano para realizar o despacho econômico enquanto atinge todas as restrições da planta e do sistema. Os resultados da simulação revelam que o sistema é de fácil implementação, convergência dentro de um tempo de execução aceitável e solução altamente ótima na resolução do problema do DE (GARG e SHARMA, 2008).

Ainda em 2008, foi utilizado o método de Hooke-Jeeves, focado na redução do número de variáveis e na remoção de restrições (BENASLA *et al.*, 2008).

Em 2009, foi utilizado um algoritmo híbrido, com a Otimização do Enxame de Partículas (PSO) e o PSO melhorado, que apresentaram uma performance significativa em sistema de larga escala (XIAO-HUA e YONG-MEI, 2011).

Em 2010, foi utilizada a abordagem pelos “enxames inteligentes”, entre eles o PSO, que apresentou melhores resultados na solução e baixo tempo computacional para sistemas grande porte (SECUI *et al.*, 2010).

Em 2010, foi utilizado um algoritmo híbrido, com programação evolucionária e um algoritmo eficiente do PSO. Neste método a programação evolucionária é utilizada inicialmente para conseguir soluções ótimas aproximadas e então passado novamente no PSO Evolucionário para se obter melhores resultados, apesar de ter um aumento significativo no tempo computacional (MANTEAW, 2013).

Em 2011, foi proposto novamente o uso da otimização por PSO na solução do DE, e para sistemas de grande porte demonstrou ser superior em comparação com outros métodos heurísticos, mas em sistemas menores não foi notado nenhuma vantagem (AHISH AHMAD, 2011).

Em 2011, foi utilizado um algoritmo híbrido, com AG e PSO. Neste método, a convergência é mais estável e resulta em soluções de melhor qualidade e eficiência (YOUNES e BENHAMIDA, 2011).

Em 2011, foi aplicada uma nova técnica chamada colônia artificial de abelhas (ABC) para resolver o problema do DE. O método proposto foi aplicado ao Sistema das ilhas de Creta que consistem de 18 unidades geradoras com uma função de custo quadrática e um Sistema Padrão IEEE com 30 barras. Os resultados obtidos por esse método foram comparados com outras abordagens da literatura, demonstrando que o algoritmo ABC é fácil de implementar e capaz de procurar uma solução global ótima com uma convergência rápida e eficaz (DIXIT *et al.*, 2011).

2.5 Contexto Histórico do DEA

Com a inclusão de todas essas considerações, os métodos matemáticos tradicionais como a programação linear e o método do gradiente, não são aptos a otimizar de maneira eficientemente o DE devido os objetivos não lineares das funções, bem como sua natureza

não convexa. Dentre os métodos que estão sendo aplicados para o DEA estão: Lógica Fuzzy, Redes Neurais Artificiais, AG, Programação Evolutiva, RS, Pesquisa Tabu, PSO, AG-PSO híbrido, Colônia de formigas, Vagalume, ABC, etc. (ZHANG *et al.*, 2012; MANTEAW, 2013).

Com esses métodos, o problema de despacho econômico está sendo resolvido, mas os desafios enfrentados são diversos, como (GARG e SHARMA, 2008):

- 1) Alto tempo computacional.
- 2) Convergência para um local ótimo.
- 3) Soluções não viáveis.
- 4) Mau funcionamento do algoritmo para sistemas de grande e médio porte.

Assim, as áreas de pesquisa atuais visam melhorar a qualidade das soluções. Curiosamente, a literatura tem demonstrado uma eficiência melhorada nos métodos quando hibridizados (MANTEAW, 2013).

Em 2003, foi aplicado o NSGA II para resolver o problema do DEA em um sistema de teste com 3 geradores (KING e RUGHOOPUTH, 2003).

Em 2005, foi utilizado o método do gradiente de primeira ordem para encontrar as soluções ótimas de Pareto para um problema de despacho econômico ambiental. Foram incorporadas as perdas de transmissão no processo de solução mediante fatores de penalidades obtidas da matriz Jacobiana, que se calcula ao final das iterações de Newton-Raphson do cálculo do fluxo de carga. Esta técnica de solução oferece a taxa mínima total de custo (custo total de combustível mais custo total das emissões). Esta técnica foi testada em diferentes sistemas elétricos de potência e os resultados obtidos foram satisfatórios (YAŞAR e FADIL, 2007).

Em 2005, também foram aplicados os métodos determinísticos e estocásticos para o DEA (KING *et al.*, 2005).

Em 2008, foi proposto o uso do método de iteração lambda no AE (Algoritmo Evolutivo) para tornar a codificação dos cromossomos independentes do número de unidades. Notavelmente o PSO tem um menor custo de combustível e liberação de emissão de poluentes, mas algumas vezes tem um tempo computacional maior do que AG (DEVI e KRISHNA, 2008).

Em 2008, para avaliar as condições de carga no problema do DEA, foram usadas funções de peso tanto no objetivo de emissões como no objetivo de custo (ALRASHIDI e EL-HAWARY, 2008).

Em 2009, foi proposta a utilização do RS para resolver o problema do DEA (VLACHOS, 2011). O autor utilizou o RS com dois objetivos, mas o trabalho desenvolvido por ele teve a seguinte desvantagem, que para testar o seu algoritmo foi usado um único sistema com três geradores; além disso, não foram desligados os motores menos eficientes e não se utilizou o incremento dos geradores mais eficientes um a um. A chave desta tese que se apresenta são as mudanças feitas ao algoritmo do RS, que eliminam as desvantagens observadas anteriormente.

Em 2010, foi utilizado o NSGA II para resolver o problema do DEA, onde os resultados demonstraram eficácia em resolver o problema multiobjetivo, considerando uma função custo e uma função emissão (PURKAYASTHA e SINHA, 2010).

Segundo KRISHNAN (2011), um dos algoritmos mais utilizados para resolver o problema do DEA foi o PSO (KRISHNAN e KRISHNAN, 2011).

Em 2011, foi aplicado o método ABC para o DEA com fator de penalidade aproximado, o que apresentou uma maior eficiência entre os outros métodos heurísticos (SONMEZ, 2011).

Em 2012, foi utilizado o PSO combinando as funções de custo e emissão para combinar os dois objetivos em um único objetivo, usando uma função de penalidade de preço. Esta abordagem demonstrou mais vantagem em termos de custo, convergência e menos tempo computacional em comparação com outros métodos heurísticos. O PSO também dá soluções de alta eficiência com convergência mais estável que outros métodos heurísticos (GUPTA *et al.*, 2012).

Em 2016, foi utilizado o NSGA-II, com as funções objetivo de custo e emissão para resolver o problema do DEA (NASCIMENTO, 2016).

2.6 Conclusões do Capítulo II

Os aspectos relacionados com o despacho de carga econômico e ambiental hoje em dia, são estudados com grande interesse devido a sua grande repercussão social, existindo um grande número de pesquisadores de diferentes países dedicados a otimizar o despacho econômico e o despacho econômico ambiental.

O problema multiobjetivo do DEA é formulado com o propósito de minimizar dois objetivos conflitantes ao mesmo tempo: o custo total de geração de energia e a quantidade de emissão de poluentes na natureza. Os dois objetivos devem ser minimizados e sujeitos às restrições de demanda e capacidade do sistema.

Observando-se uma tendência nos últimos tempos ao uso dos métodos heurísticos e metaheurísticos, existem inúmeras abordagens para resolver o problema do despacho econômico e do despacho econômico ambiental de carga, entre elas o NSGAIL, o PSO, o RS, o ACO, etc.

Na revisão literária foi encontrado somente um trabalho que aborda os desligamentos dos motores menos eficientes para desenvolver o DEA, mas a abordagem usada foi o NSGAIL.

CAPÍTULO 3 – MODELO MATEMÁTICO

3.1 Despacho Econômico Ambiental (DEA)

Quando se está avaliando o DE de carga, existem dois importantes objetivos que precisam ser considerados para os sistemas térmicos de potência, que são os impactos ambientais e os custos econômicos (J.S. DHILLON, 1994; BASU, M., 2014; NWULU e XIA, 2015).

3.2 Objetivo Econômico

Nas plantas térmicas o custo de combustível é considerado um critério essencial para a análise econômica. É assumido que a curva do custo de combustível é aproximada por uma função quadrática da potência de saída do gerador P_i , como (J.S. DHILLON, 1994; BASU, M., 2014; NWULU e XIA, 2015).:

$$F_1(P_i) = \sum_{i=1}^n (a_i + b_i P_i + c_i P_i^2) \quad \$/h \quad (3.1)$$

Onde a_i , b_i e c_i são os coeficientes de custo do combustível de cada unidade de geração (estes coeficientes variam conforme o tipo de motor e o tipo de combustível), n é a quantidade de geradores e P_i a potência ativa de cada gerador.

3.3 Objetivo Ambiental

A curva de emissão de um motor pode ser diretamente relacionada com a curva de custo através da taxa de emissão que é um fator constante para um dado tipo de combustível. Sendo assim, a quantidade de emissões de gases é definida como uma função quadrática da Potência de saída do gerador P_i (J.S. DHILLON, 1994; BASU, M., 2014; NWULU e XIA, 2015).

$$F_2(P_i) = \sum_{i=1}^n (d_i + e_i P_i + f_i P_i^2) \quad \text{kg/h} \quad (3.2)$$

Onde d_i , e_i e f_i são os coeficientes de emissão.

O problema da otimização multiobjetivo é definido como (ABIDO, M., 2003b):

$$\underset{P}{\text{Minimize}} \quad [F_1(P), F_2(P)] \quad (3.3)$$

Onde $F_1(P)$, $F_2(P)$ são as funções objetivo para serem minimizadas sobre o vetor de decisão permissível P .

A expressão descrita anteriormente depende do equilíbrio das restrições da potência atual.

3.3.1 DE considerando o efeito do Ponto de Válvula

A função custo do combustível fóssil consumido em uma unidade de geração é obtida a partir dos dados coletados durante o teste de desempenho do gerador, sendo os dados de entrada e saída medidos conforme a unidade que altera sua região de operação.

No caso de turbinas a vapor, ocorre um efeito chamado de “ponto de válvula” cada vez que a válvula de entrada na turbina começa a abrir, produzindo um efeito de ondulação na curva de potência em relação ao consumo de combustível da unidade. As unidades de geração baseadas em multiválvulas, são caracterizadas por uma função não-linear complexa do custo do combustível. Isto ocorre principalmente devido as ondulações induzidas pelo carregamento do ponto da válvula. Para simular este complexo fenômeno, um componente senoidal é sobreposto na curva quadrática das máquinas (WALTERS DC e GB., 1993; BEHERA *et al.*, 2015), como é mostrado na figura 3.1 a seguir:

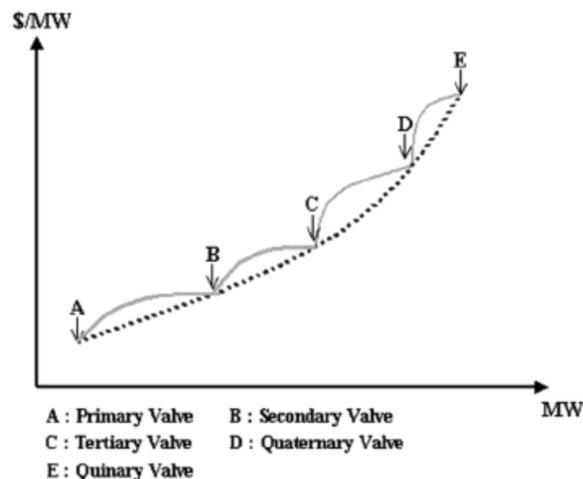


Figura 3-1: Função de custo levando em conta o efeito de "ponto de válvula ponto" com cinco válvulas.

Fonte: (PARK *et al.*, 2005).

A expressão matemática do custo considerando o efeito do “ponto de válvula” é apresentada a seguir (JIANG *et al.*, 2014):

$$F_i(P_{i,t}) = a_i P_{i,t}^2 + b_i P_{i,t} + c_i + |e_i \sin(f_i(P_i^{min} - P_{i,t}))| \quad (\$/) \quad (3.4)$$

Onde e_i e f_i são os coeficientes de custo do combustível de cada unidade de geração devido ao efeito do “ponto de válvula”.

A função dos custos de combustível de cada unidade geradora, considerando os efeitos do "ponto de válvula" também pode ser expressa como a soma de uma função quadrática e uma função senoidal. O custo total do combustível em termos de potência ativa pode então ser expresso como (BASU, M., 2014):

$$F_c = \sum_{m=1}^M \sum_{i=1}^N t_m [a_i + b_i P_{im} + c_i P_{im}^2 + |d_i \sin\{e_i(P_i^{min} - P_{i,t})\}|] \quad (\$/) \quad (3.5)$$

Onde d_i e e_i são os coeficientes do custo do combustível de cada unidade de geração devido ao efeito do “ponto de válvula”.

3.3.2 Restrições do DEA

Para uma operação estável, a potência ativa de cada gerador é restrita pelos limites inferior e superior. A seguinte equação corresponde a restrição de igualdade do equilíbrio de potência (DHAMANDA ASHISH *et al.*, 2013; NWULU e XIA, 2015):

$$\sum_{i=1}^n P_i - P^D - P^L = 0 \quad (3.6)$$

Onde P_i é a potência de saída de cada gerador, P^D é a demanda de potência e P^L são as perdas da transmissão.

Em outras palavras, o total de geração de potência tem que satisfazer a demanda total P^D e as perdas de potência reais na linha de transmissão P^L , isto é:

$$\sum_{i=1}^n P_i = P^D + P^L \quad (3.7)$$

A equação (3.7) é outra forma de escrever a equação (3.6) para dar maior clareza de que a potência gerada tem que satisfazer a demanda e as perdas.

O cálculo das perdas de potência P^L envolve a solução do problema do fluxo de carga, que tem a restrição de igualdade da potência ativa e reativa de cada barra como segue (WANG e SINGH, 2007):

$$P^L = \sum_{i=1}^n B_i P_i^2 \quad (3.8)$$

Para modelar as perdas de transmissão, aplica-se uma simplificação estabelecendo um modelo matemático de saída dos geradores através dos coeficientes de perda de Kron derivados da fórmula de Kron para perdas.

$$P^L = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N P_{Gi} B_{ij} P_{Gj} + \sum_{i=1}^M B_{0i} P_{Gi} + B_{00} \quad (3.9)$$

Onde B_{ij} , B_{0i} e B_{00} são os coeficientes de perda de energia na transmissão da rede. Pode ser obtido uma precisão razoável quando as condições reais de operação estão próximas do caso base, de onde os coeficientes B foram obtidos (WANG e SINGH, 2007).

Existe uma restrição de desigualdade em termos de capacidade de geração. Para uma operação estável, a potência ativa de cada gerador é limitada pelos limites superior e inferior. A restrição nos limites da desigualdade na saída do gerador é:

$$P_{min.i} \leq P_i \leq P_{max.i} \quad (3.10)$$

Onde:

- P_i – Potência de saída do gerador i .
- $P_{min.i}$ – Potência mínima do gerador i .
- $P_{max.i}$ – Potência máxima do gerador i .

A restrição de desigualdade em termos de fornecimento de combustível significa que em cada intervalo, a quantidade de combustível fornecido para todas as unidades precisa ser menor ou igual que o combustível fornecido pelo vendedor. O combustível entregue para cada intervalo deve estar dentro do limite inferior F_i^{min} e limite superior F_i^{max} , então (BASU, M., 2014):

$$F_i^{min} \leq F_{im} \leq F_i^{max}, i \in N, m \in M \quad (3.11)$$

Onde

- F_{im} – Combustível fornecido para o motor i no intervalo m
- F_i^{min} – Quantidade mínima de combustível fornecido para i motores
- F_i^{max} – Quantidade máxima de combustível fornecido para i motores
- F_{Dm} – Combustível total fornecido no intervalo m

- Uma restrição de desigualdade em termos de limite de armazenamento. O limite de armazenamento de combustível de cada unidade em cada intervalo poderia estar dentro do limite inferior V_{min} e superior V_{max} , então (BASU, M., 2014):

$$V_{min} \leq V_{im} \leq V_{max} \quad (3.12)$$

$$V_{im} = V_{(m-1)} + F_{im} \quad t_m[\eta_i + \delta_i P_i + \mu_i P_i^2 + |\lambda_i \sin\{\rho_i (P_i^{min} - P_i)\}|] \quad i \in N, m \in M \quad (3.13)$$

Onde η_i , δ_i e μ_i são coeficientes do consumo de combustível de cada unidade geradora e λ_i e ρ_i são os coeficientes de consumo de cada unidade geradora levando em conta o efeito do “ponto de válvula”. Nesta tese não vão ser considerados os aspectos relacionados com o limite de armazenamento de combustível e com o ponto de válvula, pois o primeiro caso é considerado um problema mais relacionado com a logística que do despacho de carga e no segundo porque o trabalho tem sido desenvolvido para usinas geradoras com motores de combustão interna.

3.3.3 O problema da otimização do DE

Existem diferentes métodos matemáticos e computacionais para resolver o problema do DE, que serão descritas brevemente a seguir.

3.3.3.1 Método do custo incremental de combustível.

Com a equação (3.14) é possível obter o custo incremental de combustível segundo (DHILLON e KOTHARI, 2010; DHAMANDA ASHISH *et al.*, 2013):

$$\frac{\partial F_i}{\partial P_i} = IC_i = (2 \cdot a_i \cdot P_{gi} + b_i) \quad \$/r \quad (3.14)$$

Onde IC_i é o custo incremental de combustível, a_i são os valores dos diferentes pontos da curva atual do custo incremental e b_i são os valores dos pontos aproximados da curva (linear) do custo incremental P_{gi} é a potência total de geração (KOTHARI e DHILLON, 2011).

A curva do custo incremental de combustível e a curva de custo são apresentadas na seguinte figura 3.2:

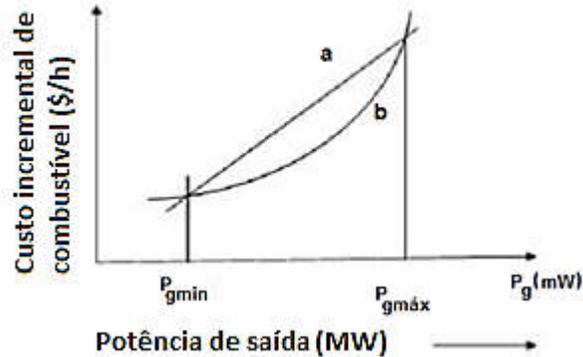


Figura 3-2: Curva de custo incremental de combustível (a) e curva de custo de combustível (b) dos geradores versus a potência gerada.

Fonte: (DHAMANDA ASHISH *et al.*, 2013; NASCIMENTO, 2016).

3.3.3.2 Método de iteração lambda

Uma das técnicas tradicionais mais utilizadas para resolver o problema do DE de carga é o método de iteração lambda, minimizando o custo das unidades geradoras. Embora o procedimento computacional da técnica de iteração lambda seja bastante complexo, o mesmo converge rapidamente para este tipo de problema de otimização (REVATHY e NITHIYANANDHAM, 2014). O método de iteração lambda está de acordo com a minimização do custo de geração de potência para qualquer demanda. Para uma grande quantidade de unidades, o método de iteração lambda é mais preciso e se obtém curvas de custo incremental mais exatas para todas as unidades geradoras da planta.

Na figura 3.3 é detalhado o algoritmo de iteração lambda utilizado.

Os passos para resolver o algoritmo do método de iteração lambda (λ) são:

1. Ler os dados do problema:
 - a. Os coeficientes de custo (a_i, b_i, c_i).
 - b. Os coeficientes de perda de transmissão (B_i) de ser necessário considerar eles.
 - c. Os limites de potência.
 - d. Os limites de demanda.
- 2) Assumir um valor inicial de λ e $\Delta\lambda$ para uso das equações de custo.
- 3) Calcular a potência gerada de cada unidade P_{gi} .
- 4) Verificar os limites de geração de cada unidade:

se $P_{gi} > P_{gi}^{max}$, fazer $P_{gi} = P_{gi}^{max}$

se $P_{gi} < P_{gi}^{min}$, fazer $P_{gi} = P_{gi}^{min}$

5) Calcular a potência gerada.

6) Calcular a diferença de potência dada pela seguinte equação:

$$P = \sum_{i=0}^{N_g} P_{gi} - P_d \quad (3.15)$$

7) Se $P < \varepsilon$ (valor de tolerância), então parar cálculo e avaliar o custo de geração. Se não, ir para o próximo estágio.

8) Se $P > 0$, então $\lambda = \lambda - \Delta\lambda$

9) Se $P < 0$, então $\lambda = \lambda + \Delta\lambda$

10) Repetir o processo do estágio 3.

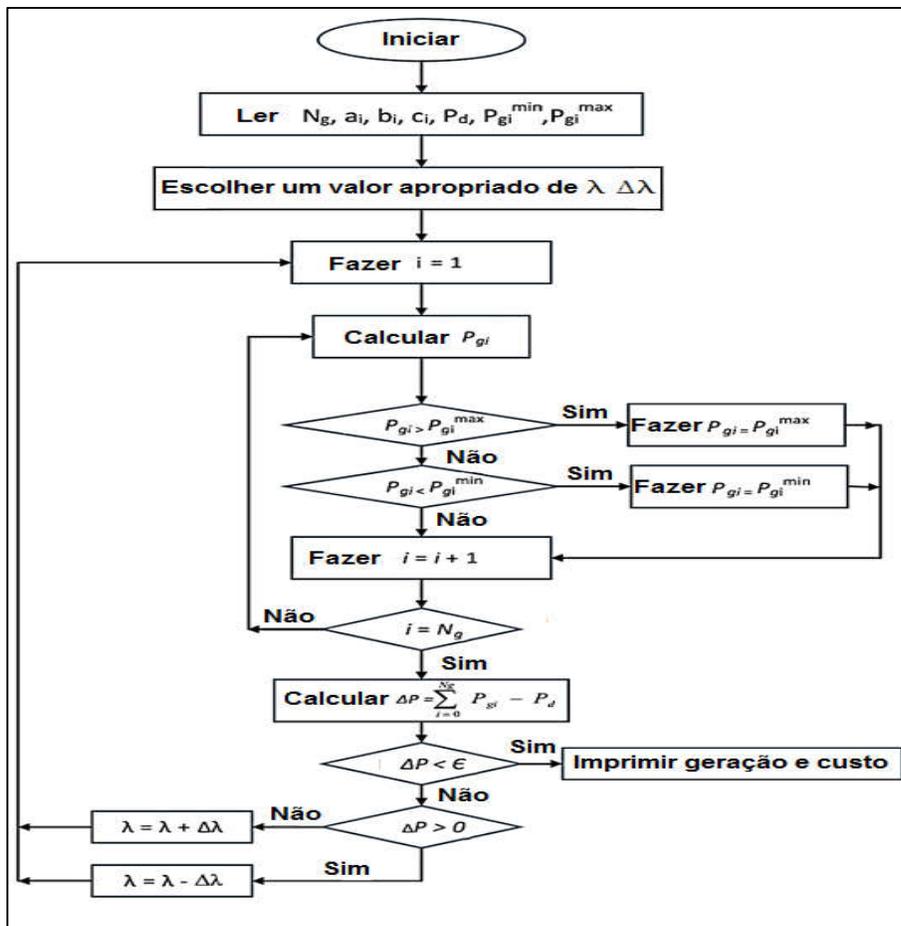


Figura 3-3: Algoritmo para o processo de iteração λ para resolver o problema de despacho econômico de carga.

Fonte: adaptado de (REVATHY e NITHIYANANDHAM, 2014; JÚNIOR *et al.*, 2017).

3.3.3.3 Programação Quadrática Sequencial (PQS).

Essa é uma solução eficiente e precisa para o problema do DE de carga e não depende apenas do tamanho do problema. Em termos do número de restrições e variáveis do projeto, também depende das características da função objetivo e das restrições.

Quando ambas as funções objetivo e restrições são funções lineares das variáveis do projeto, o DE é conhecido como um problema de programação linear.

O problema da PQS refere-se à maximização ou minimização de uma função objetivo quadrática que é limitada linearmente. A questão mais difícil para resolver o problema de programação não-linear é quando a função objetivo e restrições podem ser funções não-lineares de variáveis do problema.

A solução para este último problema requer um processo iterativo para obter uma direção de busca em cada procedimento de iteração. Esta solução pode ser encontrada resolvendo um subproblema da PQS. Os métodos para resolver esses problemas são geralmente referidos como PQS, que é um método de otimização não-linear, onde um subproblema da PQS é resolvido por iterações; eles também são conhecidos como PQS iterativa, PQS recursiva ou método de variável métrica restrita.

A PQS é, em muitos casos, superior a outros métodos de programação de otimização não linear restringida, possuindo vantagens em termos de eficiência, precisão e sucesso na obtenção de soluções para muitos problemas disponíveis na literatura (RODRÍGUEZ-TORAL *et al.*, 2001).

3.3.3.4 Algoritmo de Programação Quadrática.

As funções objetivas quadráticas e restrições não-lineares podem ser aplicadas a problemas de otimização. Tem muitos problemas onde a meta é quadrática e as restrições também são quadráticas, então elas devem se tornar lineais (DHANRAJ e GAJENDRAN, 2005). As equações e desigualdades não-lineares são resolvidas através dos passos seguintes (DEVENDRA BISEN 2012):

Passo 1: Para inicializar o procedimento é necessário definir o limite inferior de geração de cada planta, bem como avaliar os coeficientes incrementais de perdas de transmissão e atualizar a demanda.

$$P_i = P_i^{min}, \quad x_i = 1 \quad \sum_{j=1}^n B_{ij}P_i \quad (3.16)$$

e

$$PD^{new} = PD + P_L^{old} \quad (3.17)$$

Em que P_D é a demanda de potência, P_D^{new} é a nova demanda de potência e P_L^{old} é a demanda de potência anterior.

Passo 2: Substituir os coeficientes de custos incrementais e resolver o conjunto de equações lineares para determinar o custo incremental de combustível λ como:

$$\lambda = \frac{\sum_i^n 0,5 \times \frac{b_i}{a_i}}{P_D^{new} + \sum_i^n 0,5 \times \frac{b_i}{a_i}} \quad (3.18)$$

Passo 3: Determine a potência de cada máquina.

$$P_1^{new} = \frac{\lambda - \frac{b_i}{a_i}}{2 \times \left(\frac{a_i}{x_i}\right)} \quad (3.19)$$

Se a máquina violar seus limites, esse limite deve ser fixado e apenas os motores restantes devem ser considerados na próxima iteração.

Passo 4: Verificar a convergência

$$|\sum_i^n P_i - PD^{new} - P_L| \leq \epsilon \quad (3.20)$$

ϵ - é o valor da tolerância no balanço de potência.

Passo 5: Executar os passos de 2 a 4 até que a convergência seja alcançada. Para todas as quatro etapas acima a função objetivo é quadrática, e as restrições também são quadráticas, e essas restrições devem ser convertidas em lineais:

$$\text{Minimizar: } XH X^T + f^T X \quad (3.21)$$

Restrito a:

$$KX \leq R \quad , \quad X^{min} \leq X \leq X^{max}$$

$$X = [x_1, x_2, x_3, \dots, \dots, \dots, x_n]^n$$

$$f = [f_1, f_2, f_3, \dots, \dots, \dots, f_n]^n$$

$$R = [R_1, R_2, R_3, \dots, \dots, \dots, R_n]^T$$

H representa a matriz de Hesse de tamanho $n \times n$ e A é a matriz $m \times n$ que representa as desigualdades. Para levar em conta as perdas no despacho econômico de carga, o algoritmo

de programação quadrática pode ser aplicado de forma eficaz, definindo a matriz de H , F , K e R .

$$H = \text{diag} \left(\left[\frac{a_1}{x_1}, \frac{a_2}{x_2}, \dots, \dots, \frac{a_n}{x_n} \right] \right) \quad (3.22)$$

$$f = \left[\frac{b_1}{x_1}, \frac{b_2}{x_2}, \dots, \dots, \frac{b_n}{x_n} \right]$$

K é a matriz: $1 \times n$ $K = [1, 1, \dots, \dots, 1]$, y $R = PD + P_L^{old}$

3.3.3.5 O Método de Newton

O DE de carga também pode ser resolvido levando em conta que o objetivo é sempre para gerar, ou seja, é só conseguir que $\nabla L_x = 0$, onde ∇L_x é o vetor gradiente.

Uma vez que esta é uma função vetorial, o problema pode ser formulado como uma tentativa de correção que leve o valor do gradiente exatamente a zero (isto é, um vector, cujos elementos são iguais a zero). O método de Newton pode ser usado para alcançar este objetivo. Este método para uma função de várias variáveis é mostrado a continuação (RAHUL DOGRA, 2014):

Deve-se assumir que a função $g(x)$ será convertida à zero. A função g é um vetor e as incógnitas, x , são vetores também. Então para usar o método de Newton, é necessário fazer o seguinte:

$$g(x + \Delta x) = g(x) + [g'(x)] \Delta x = 0 \quad (3.23)$$

Se a função é definida como:

$$g(x) = \begin{bmatrix} g_1(x_1, x_2, x_3) \\ g_2(x_1, x_2, x_3) \\ g_3(x_1, x_2, x_3) \end{bmatrix} \quad (3.24)$$

Então:

$$g'(x) = \begin{bmatrix} \frac{\partial g_1}{\partial x_1} & \frac{\partial g_1}{\partial x_2} & \frac{\partial g_1}{\partial x_3} \\ \frac{\partial g_2}{\partial x_1} & \frac{\partial g_2}{\partial x_2} & \frac{\partial g_2}{\partial x_3} \\ \frac{\partial g_3}{\partial x_1} & \frac{\partial g_3}{\partial x_2} & \frac{\partial g_3}{\partial x_3} \end{bmatrix} \quad (3.25)$$

Essa é a chamada matriz Jacobiana. O procedimento de cada passo é o seguinte:

$$x = [g'(x)]^{-1} g(x) \quad (3.26)$$

Agora, se a função g é o vector gradiente ∇L_x então:

$$x = \text{inv} \left[\frac{\partial}{\partial x} \nabla L_x \right] \cdot \nabla L \quad (3.27)$$

Para o problema do DE, a expressão a ser utilizada é:

$$L = \sum_{i=1}^N F_i(P_i) + \lambda(P_{load} - \sum_{i=1}^N P_i) \quad (3.28)$$

∇L já foi definido. A matriz Jacobiana torna-se agora um composto de segundas derivadas e passa a se chamar matriz de Hesse:

$$\left[\frac{\partial}{\partial x} \nabla L_x \right] = \begin{matrix} \frac{d^2L}{dx_1^2} & \frac{d^2L}{dx_1 dx_2} \\ \frac{d^2L}{dx_2 dx_1} & \frac{d^2L}{d\lambda dx_1} \end{matrix} \quad (3.29)$$

Geralmente, o método de Newton oferecerá uma solução muito mais próxima do custo mínimo de geração do que aquela que é dada pelo método de gradiente.

3.3.3.6 Método de Programação Dinâmica (PD)

A aplicação de métodos computacionais para resolver uma variedade de problemas de controle e otimização dinâmica no final dos anos 50 levou a Richard Bellman e seus colaboradores para desenvolver a PD.

Estas técnicas são úteis para resolver uma variedade de problemas e pode reduzir extremamente o esforço computacional para encontrar os melhores caminhos ou políticas de controle.

A complexidade dos cálculos de variações exige um fundo matemático teórico. No entanto, os aplicativos não são, uma vez que depende da vontade de expressar o problema da otimização particularmente em termos adequados a uma formulação de PD (WOOD AJ e BF., 1984).

Na área de programação de sistemas de geração de potência, têm sido desenvolvidas técnicas de PD para o DE de sistemas de potência. Se for considerado o efeito do "ponto de

válvula" na curva do motor, então é necessário trabalhar com funções convexas se uma alta precisão é necessária.

Através destas estratégias, é possível determinar um despacho ótimo através da PD. A solução da PD para o DE tem de ser considerada como um problema local.

Com esta abordagem, não apenas um único conjunto de potência de saída ótima do gerador é calculado para um conjunto específico de carga total, mas um conjunto de saídas em pontos discretos para uma gama de valores de carga é também gerado. Um problema comum ao DE com a PD é o fraco desempenho do controle dos geradores.

A única maneira de produzir um despacho de carga aceitável para o sistema de controle, bem como ser o melhor economicamente, é adicionar os limites da taxa de rampa (estágio inicial da inércia até atingir a carga plena) dentro do DE.

Isso requer uma previsão de carga de curto intervalo para determinar os melhores requisitos de carga e carregamento de rampa das unidades com maior probabilidade. Este problema pode ser resolvido da seguinte forma (ATTAVIRIYANUPAP *et al.*, 2004):

Dada uma carga a ser gerada para intervalos de tempo de $t = 1 \dots t_{max}$ com níveis de carga de P_{load}^t e N geradores on-line para fornecer a potência:

$$\sum_{i=1}^N P_i^t = P_{load}^t \quad (3.30)$$

Cada unidade deve obedecer a uma relação limite, tal que:

$$P_i^{t+1} = P_i^t + P_i \quad (3.31)$$

e

$$P_i^{max} \leq P_i \leq P_i^{max} \quad (3.32)$$

Então, as unidades devem ser programadas para minimizar o custo de fornecimento total de energia durante o período em que:

$$F^{total} = \sum_{t=1}^{t_{max}} \sum_{i=1}^N F_i(P_i^t) \quad (3.33)$$

Restrito a:

$$\sum_{i=1}^N P_i^t = P_{load}^t \quad (3.34)$$

Para $t = 1 \dots t_{max}$ and:

$$P_i^{t+1} = P_i^t + P_i \quad (3.35)$$

Com:
$$P_i^{max} \leq P_i \leq P_i^{max} \quad (3.36)$$

3.4 Conclusões do Capítulo III.

Neste capítulo foram descritas as diferentes abordagens matemáticas para resolver o DE e o DEA. Foram formuladas também as diferentes equações e restrições para desenvolver o DEA, estas equações e restrições compõem o modelo matemático e serão utilizadas nos capítulos seguintes. Destaca-se ainda que tanto a função custo como a função emissões são funções quadráticas da Potência.

CAPÍTULO 4 – O MÉTODO DO RECOZIMENTO SIMULADO

4.1 Técnicas Heurísticas e Metaheurísticas

As Técnicas heurísticas são Algoritmos que encontram soluções de boa qualidade para problemas combinatórios complexos, mas não garantem sempre encontrar a solução ótima, porém, apesar disso, estas têm sido utilizados para o DE (MULLICK *et al.*, 2016; RAJA *et al.*, 2017). Os algoritmos heurísticos são de fácil implementação e encontram boas soluções com esforços computacionais relativamente pequenos (em um tempo razoável), mas as vezes não garantem encontrar a solução ótima global de um problema.

Em grandes problemas, raramente um algoritmo heurístico encontra a solução ideal global. Uma definição formal deste seria: "É um procedimento simples, muitas vezes com base no senso comum, que é proposto para oferecer uma boa solução (embora não necessariamente ideal) para problemas difíceis, de uma maneira rápida e relativamente simples" (ZANAKIS e EVANS, 1981).

Enquanto isso, as metaheurísticas são estratégias de busca inteligentes destinadas a melhorar os procedimentos heurísticos. Apesar de não garantirem sempre a obtenção de um ótimo global, estas consideram, ao contrário das heurísticas, mecanismos que lhes permitem escapar de ótimos locais (KLINCEWICZ, 1992; SCHMITT e WANKA, 2015), orientando a exploração de soluções conforme vai avançando o processo de pesquisa ou de busca. A Figura 4.1 mostra um esquema abordando a diferença entre um ótimo local e um ótimo global.

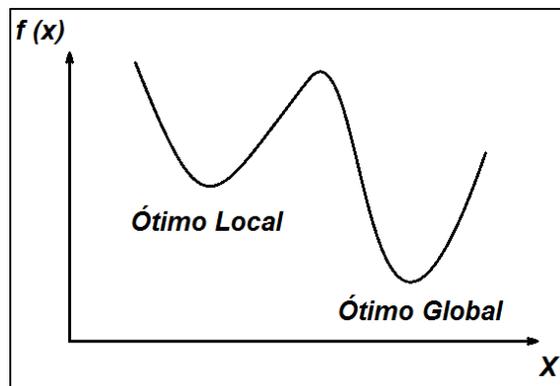


Figura 4-1: Diferença entre um ótimo local e um ótimo global.

Fonte: (AUTOR, 2017).

Os quatro procedimentos metaheurísticos mais utilizados na otimização combinatória são: recozimento simulado; busca tabu; GRASP, e algoritmos genéticos (GALLEGO *et al.*, 2015).

4.2 Recozimento Simulado (RS)

O RS, ou *Simulated Annealing (SA)*, é uma técnica heurística muito usada em diferentes problemas de otimização, que consistem em uma busca local probabilística, e se fundamenta numa analogia com o processo de recozimento de qualquer um metal (VAN LAARHOVEN e AARTS, 1987; ASKARZADEH *et al.*, 2016). Esta técnica é definida como um método de busca por entornos, caracterizados por um critério de aceitação de soluções vizinhas que se adaptam ao longo de sua execução. É uma das metaheurísticas mais aplicadas na otimização combinatória e ainda tem sido combinada com outras estratégias de heurística e metaheurísticas. Foi proposta por (KIRKPATRICK *et al.*, 1983), e inicialmente foi estabelecida para minimizar funções de custo, sendo também amplamente utilizada em problemas de maximização.

Esta técnica é inspirada pelo processo de recozimento de sólidos, que usa um procedimento que vai reduzindo a temperatura pela qual a estrutura de material é alterada. O arrefecimento deve ser feito lentamente para se obter configurações moleculares resistentes. Cada fase tem uma energia de arrefecimento associada e uma configuração de material determinada (Figura 4.2).

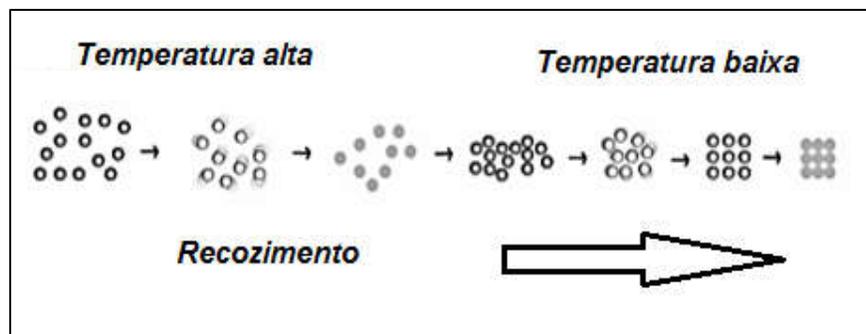


Figura 4-2: Processo de Recozimento.

Fonte: (AUTOR, 2017).

O RS é uma poderosa técnica de otimização que explora a semelhança entre um processo de minimização e o resfriamento do metal fundido.

O processo de têmpera do metal consiste de três fases: uma fase de aquecimento a uma dada temperatura; na segunda fase, a temperatura se mantém elevada, o que permite que um

acomodamento das moléculas em estados de energia mínima; e é seguido por uma fase de arrefecimento controlado para aumentar o tamanho dos cristais e reduzir os defeitos.

O processo de recozimento físico é simulado na técnica do “RS” para a determinação de soluções globais ou quase globais para problemas de otimização. Neste algoritmo, tem que ser definido um parâmetro T, chamado temperatura (KAMBOJ *et al.*, 2015).

O Diagrama de blocos do RS está apresentado na figura 4.3.

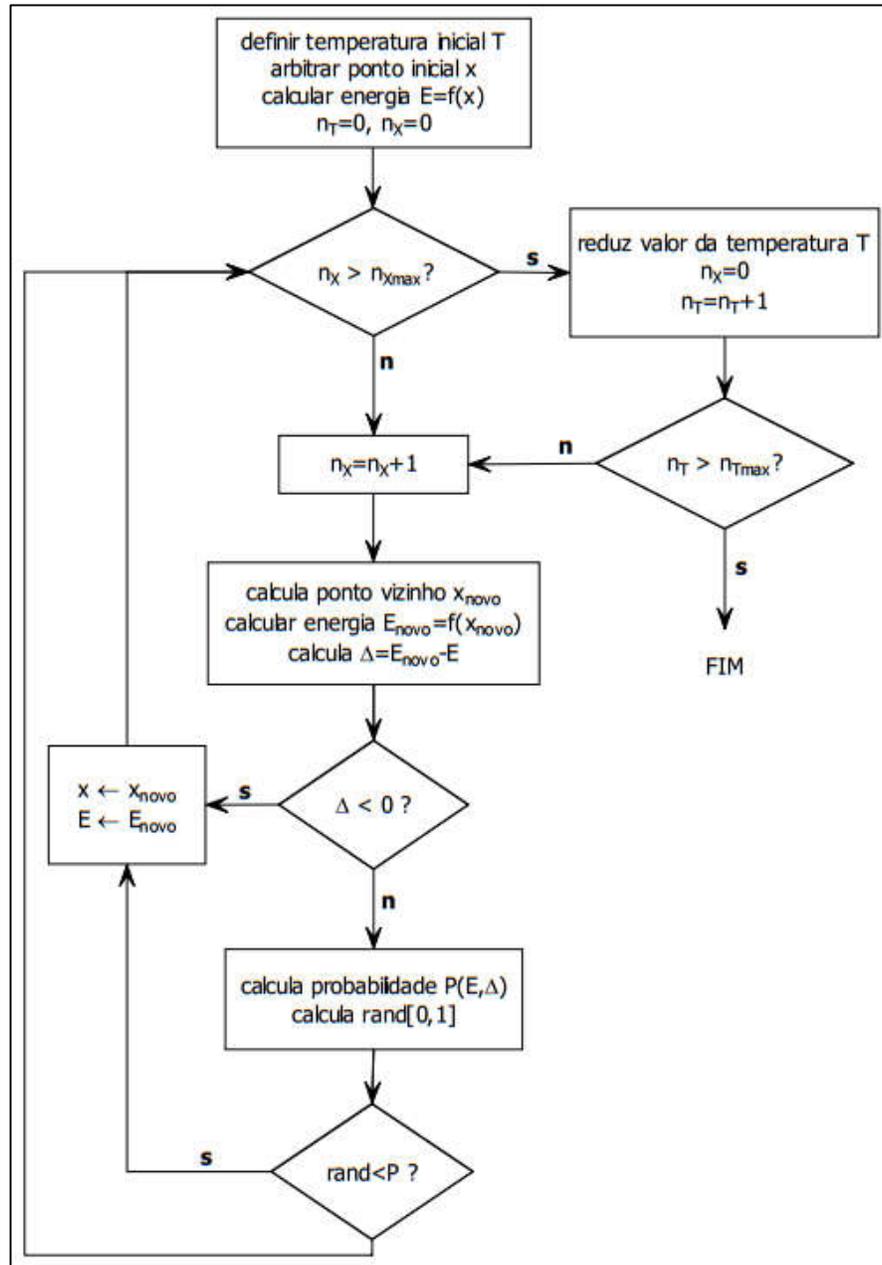


Figura 4-3: Diagrama de bloco do recozimento simulado.

Fonte: Adaptado de (LOBATO *et al.*, 2012).

A partir de uma temperatura elevada, um metal fundido é arrefecido lentamente até ser solidificado a baixa temperatura. O número de iteração na técnica do RS é análogo ao nível de temperatura. Em cada iteração é gerada uma solução candidata. Se esta solução for uma solução melhor, ela será aceita e usada para gerar ainda outra solução candidata. Se for uma solução deteriorada, a solução será aceita quando sua probabilidade de aceitação $\Pr(\Delta)$ como é dada pela Eq. (4.1) seja maior do que um número gerado aleatoriamente entre 0 e 1 (KAMBOJ *et al.*, 2015).

$$\Pr(\Delta) = \exp(-\Delta/T) \quad (4.1)$$

Onde Δ é a quantidade de deterioração entre as soluções novas e as atuais e T é a temperatura na qual a nova solução é gerada. A aceitação de soluções deterioradas da maneira acima descrita permite que a solução do RS "salte" fora dos pontos de solução otimizada local e procure a solução ótima global. Ao formar a nova solução, a solução atual é perturbada de acordo com a função de distribuição de probabilidade Gaussiana (GPDF).

A média do GPDF é considerada a solução atual, e seu desvio padrão é dado pelo produto da temperatura e um fator de escala σ . O valor de $\sigma < 1$, juntamente com o valor da temperatura, governa o tamanho do espaço de vizinhança da solução atual e, portanto, a quantidade de perturbação. A nova solução é formada adicionando a quantidade de perturbação à solução atual.

A quantidade de perturbação é dependente da temperatura quando σ é mantido a um valor constante. Numa iteração, o procedimento para gerar e testar a solução candidata é repetido para um número especificado de ensaios. A última solução candidata aceita é então tomada como a solução inicial para a geração de soluções candidatas na próxima iteração. A redução da temperatura em iterações sucessivas é regida pela seguinte função geométrica:

$$T_v = r^{(v-1)}T_0 \quad (4.2)$$

Onde v é o número de iteração e r é o fator de redução de temperatura. T_0 é a temperatura inicial cujo valor pode ser ajustado arbitrariamente ou estimado pelo método descrito por (WONG e FUNG, 1993). O processo iterativo é concluído quando não há melhoria relevante na solução após um número pré-especificado de iterações. Também pode ser terminado quando a quantidade máxima de iterações é alcançada (BASU, 2005). O último destes métodos é o utilizado nesta tese.

O Algoritmo de (METROPOLIS *et al.*, 1953) foi o pioneiro dos métodos do RS, mas (KIRKPATRICK *et al.*, 1983) foram os primeiros em aplicar ele a problemas de otimização para encontrar soluções ao problema do caixeiro viajante com um número relativamente grande de cidades.

O algoritmo começa com uma solução inicial (S_0), para os quais é calculado o valor ou custo $f(S_0)$ (o que deve ser otimizado). A esta solução se fazem modificações, conhecidas como "perturbações", em que a configuração da solução inicial (S_0) é alterada, obtendo-se assim uma solução vizinha (S_1) nas iterações sucessivas (DOWSLAND, K. e ADENSO-DÍAZ, B., 2003).

Em cada iteração há um conjunto de soluções vizinhas; qualquer uma delas pode ser a nova solução e é aceita como boa se ela pode reduzir a função de custo. Ao conjunto de soluções vizinhas (S_n) derivadas a partir de uma solução inicial se conhece como "vizinhança" ou "entorno" pelo conceito de proximidade ou vizinhança entre as soluções.

A intenção é que cada vez que a solução seja alterada, ela reduza ou minimize o seu custo para obter uma solução final otimizada; se o custo da solução perturbada reduz o valor da solução vizinha, esse custo se atribui a solução inicial:

$$S \rightarrow S_0$$

Mas nem sempre esse é o caso. Algumas soluções vizinhas terão um custo mais elevado do que a solução anterior, por isso, é necessário empregar um critério de aceitação conhecido como função de probabilidade de Boltzmann (DOWSLAND, K. A. e ADENSO-DÍAZ, B., 2003):

Em 1953 (METROPOLIS *et al.*, 1953) modelaram o processo de RS. Em cada passo do algoritmo se dá ao átomo um deslocamento randômico e se mede a mudança de energia ΔE . Si $\Delta E \leq 0$ é aceito o deslocamento. Si $\Delta E > 0$, é aceito o deslocamento com probabilidade $\exp(-\Delta E / T.K)$, onde T é a temperatura do sistema e K é a constante de Boltzmann.

4.2.1 Mecanismo de resfriamento

O algoritmo do mecanismo de esfriamento repete seu ciclo várias vezes. Este número de repetições é determinado pelo usuário mediante a combinação de diferentes parâmetros, que são partes importantes do algoritmo do RS e que formam parte do mecanismo de arrefecimento, conhecida desta forma, porque é a forma que imita o processo de solidificação

de sólidos (DOWSLAND, K. e ADENSO-DÍAZ, B., 2003). Os parâmetros do RS são os seguintes:

Parâmetro de controle inicial (comumente T_0 , que é a temperatura inicial). Entre os parâmetros importantes para o bom funcionamento do RS, a temperatura inicial desempenha um papel fundamental. Este valor deve ser o suficientemente alto para permitir que todas as alterações ou câmbios sejam aceitos. Se a temperatura T_0 atinge valores pequenos não haverá mais movimentos.

- Parâmetro de controle final (temperatura final T_f). É a condição de término ou fim do algoritmo.
- Coeficiente de diminuição da temperatura (r); a temperatura diminui em valor conforme ocorrem os ciclos até que o valor T_f é atingido.

No quadro 4.1 é oferecido um resumo do procedimento do RS.

Antes de iniciar um algoritmo de RS é necessário definir os parâmetros seguintes:

- t : temperatura inicial;
- r : fator de resfriamento: determina a velocidade de “resfriamento” do algoritmo. O fator de resfriamento deve estar no intervalo: $0 < r$

Quadro 4.1: Procedimento do recozimento simulado

Criar conjunto de soluções iniciais
Inicialização dos parâmetros: t, r e k
Escolher uma solução inicial: x
Iteração:
 Repita de 1 até k
 1 – Escolher aleatoriamente uma solução vizinha: x^*
 2 – Comparar o custo da solução atual e da nova solução:
 $\Delta = \text{custo}(x^*) - \text{custo}(x)$
 3 – Se $\Delta \leq 0$ (função objetivo diminui)
 então $x = x^*$
 senão se $\text{probabilidade} > \exp(-\Delta/t)$
 então $x = x^*$
 Reduza a temperatura: $t = t * r$
Critério de Parada: Caso a solução atenda a um critério de parada, PARE. Caso contrário realize uma nova iteração.

Fonte: (BUENO, 2009).

O algoritmo acima exposto é aplicável a um problema de minimização, uma vez que Δ será menor ou igual a zero se o custo da nova solução (x^*) for menor ou igual ao custo da solução atual (x). Mesmo que a nova solução não minimize o custo, ela ainda assim pode ser aceita. Para tanto, deve-se gerar um número aleatório (ou seja, uma probabilidade), e , se este for maior que $\exp(-\Delta/t)$, a solução será aceita. Note que à medida que a temperatura t diminui, o valor de $\exp(-\Delta/t)$ aumenta, conseqüentemente haverá menor chance de se gerar um número aleatório maior que este valor e , portanto, menor probabilidade de uma solução ruim ser aceita. É exatamente esta a essência do RS. Caso o valor de r seja muito pequeno, haverá um resfriamento rápido, fazendo com que o algoritmo se limite a uma busca local. Entretanto, um r muito grande (próximo de 1) faz com que o algoritmo possa gastar muitas iterações com soluções ruins. Para um problema de maximização, este algoritmo pode ser facilmente adaptado, bastando considerar aceitáveis as soluções com $\Delta \geq 0$, ou com probabilidade $< \exp(\Delta/t)$.

4.3 Conclusões do Capítulo IV.

Neste capítulo se faz uma breve comparação entre as técnicas heurística e metaheurísticas. Se descreve detalhadamente o processo físico e o algoritmo do recozimento simulado por ser esta a abordagem principal usada nesta tese. Ese algoritmo durante a sua implementação no MATLAB foi objeto de modificações para evitar ficar preso num mínimo local e também para desligar passo a passo os motores menos eficientes.

CAPÍTULO 5 – OTIMIZAÇÃO DO DEA DAS USINAS GERADORAS DE ENERGIA ELÉTRICA: ESTUDO DE CASO

5.1 Introdução

As técnicas de otimização matemática aplicadas para otimizar a operação dos sistemas híbridos de energia podem incluir programação linear (YOUNG, 1982), programação quadrática (CONTAXIS *et al.*, 1986), programação não-linear inteira mista (SWAMINATHAN *et al.*, 1993), programação linear inteira mista (CHEN e ATTA-KONADU, 1997), programação de rede generalizada de fluxo (KANDIL *et al.*, 1991), programação dinâmica discreta (CONTAXIS e KABOURIS, 1991), programação dinâmica discreta estocástica (BAKIRTZIS e GAVANIDOU, 1992), modelos analíticos (CONNORS *et al.*, 1990), métodos probabilísticos (GAVANIDOU *et al.*, 1993), métodos iterativos (PRASAD e NATARAJAN, 2006), e outros métodos (JANA e CHATTOPADHYAY, 2004; WIES *et al.*, 2005; GUPTA *et al.*, 2006; ASHOK, 2007; GUPTA *et al.*, 2007). A revisão da literatura revela que a modelagem do sistema de energia híbrido e sua aplicação no modo descentralizado são ainda bastante limitadas. Os modelos desenvolvidos até agora concentram-se principalmente em aplicações a sistemas de geração isolados.

O método de RS, conforme exposto, corresponde a um método de busca local de implementação simples proposto por Metropolis *et al.*, (1953); (VAN LAARHOVEN e AARTS, 1987), que perceberam que a natureza promove na verdade a minimização da energia da estrutura cristalina quando o material é recozido para remover defeitos de sua estrutura atômica. (KIRKPATRICK *et al.*, 1983) estenderam o método de otimização termodinâmica de Metropolis para o problema de otimização combinatória. Na analogia matemática, o estado do sistema termodinâmico corresponde à solução atual do problema combinatório, sendo que a equação de energia para o sistema termodinâmico é a função objetivo e o estado de referência é análogo ao mínimo global da função.

A maior dificuldade na implementação do algoritmo é o fato de não haver parâmetro análogo à temperatura no problema combinatório. Além disso, o que evita o algoritmo de ficar preso em um mínimo local (conhecido como “*quenching*” ou *têmpera*, na metalurgia) é a seleção adequada da programação do recozimento. Escolher uma programação significa definir os seguintes fatores: a temperatura inicial, o número de iterações do algoritmo com a

mesma temperatura e a estratégia de redução de temperatura ao longo da execução do algoritmo. Os átomos de um cristal se movem pouco a pouco, passando de uma estrutura para uma outra muito próxima da anterior, chamada de estrutura vizinha. A definição de uma estrutura de vizinhança pode ser muito simples ou bastante complexa, dependendo da aplicação considerada. No algoritmo básico, a partir de um ponto no espaço de soluções calcula-se um novo ponto vizinho do atual. Se a energia (o valor da função objetivo) é menor neste novo ponto, este passa a ser o ponto atual: um ponto vizinho é calculado e o algoritmo continua. Se a energia é maior neste novo ponto, ele não é automaticamente descartado. Há uma certa probabilidade de ele ser aceito como o novo ponto atual, e esta probabilidade é tão maior quanto maior for o parâmetro temperatura ou quanto menor for a diferença de energia entre os dois pontos. O método é descrito nas seguintes etapas computacionais.

5.2 Funções objetivo utilizadas no estudo de caso

5.2.1 Função de custo de combustível

A função de custo de combustível $F_C(P_g)$ em \$/h é representada por uma função quadrática como segue (FARAG *et al.*, 1995; DAS e PATVARDHAN, 1998; ABIDO, M., 2003b):

$$F_C(P_g) = \sum_{i=1}^{N_g} (a_i + b_i P_{gi} + c_i P_{gi}^2) \quad (5.1)$$

Os coeficientes a_i, b_i e c_i dependem das características dos motores da usina termelétrica. P_{gi} é a potência ativa de saída de cada gerador e N_g é o número de geradores.

5.2.2 Função de emissão

A emissão atmosférica pode ser representada por uma função que liga as emissões com a potência gerada por cada unidade. A emissão de SO₂ depende do consumo de combustível e tem a mesma forma que o custo do combustível (TALAQ *et al.*, 1994; MIRANDA e HANG, 2005).

A emissão de óxidos de nitrogênio (NO_x) são difíceis de prever e sua produção está associada a muitos fatores (AGARWAL *et al.*, 2015).

A função de emissão em ton/h que representa a emissão de SO₂ e NO_x é uma função da saída do gerador, sendo expressa como a seguir (ABIDO, M., 2003a; BHATTACHARJEE *et al.*, 2015):

$$F_E(P_g) = \sum_{i=1}^{N_g} \alpha_i + \beta_i P_{gi} + \gamma_i P_{gi}^2 + \xi_i \exp(\lambda_i P_{gi}) \quad (5.2)$$

Onde α_i, β_i e γ_i são os coeficientes da função de emissão correspondentes a cada gerador e ξ_i e λ_i são os coeficientes do efeito do ponto de válvula dos geradores. Estes parâmetros são determinados por técnicas de ajuste de curvas baseadas em testes de funcionamento dos motores (TALAQ *et al.*, 1994). Mas devido a que a planta usada para o estudo de caso e o sistema usado da IEEE estão conformadas por motores de combustão, a expressão usada no modelo e no software foi a expressão (3.2) fazendo a conversão de unidades para que as emissões fiquem em m³/h

5.2.3 Restrições usadas no problema

As restrições usadas no problema foram de três tipos como a seguir:

5.2.3.1 Restrições de capacidade de produção

A potência ativa gerada de cada gerador no barramento i é restrita pelo limite inferior de P_{gi}^{max} e pelo limite superior de P_{gi}^{min} , ou seja:

$$P_{gi}^{min} \leq P_{gi} \leq P_{gi}^{max}, \quad i = 1 \dots N_g \quad (5.3)$$

5.2.3.2 Restrição de equilíbrio de potência

A geração total de potência deve cobrir a demanda total $P_{geradores}$ e a perda de potência p nas linhas de transmissão:

$$P_{geradores} + p - \sum_{i=1}^{N_g} P_{gi} = 0 \quad (5.4)$$

5.2.3.3 Restrição de perda de potência ativa

As perdas de transmissão da potência ativa são positivas:

$$p > 0 \quad (5.5)$$

Então, usando esta abordagem, o problema consiste em:

$$\text{Minimizar } F_C(P_g), F_E(P_g) \quad (5.6)$$

Obedecendo as seguintes restrições:

$$P_{gi}^{min} \leq P_{gi} \leq P_{gi}^{max}, \quad i = 1 \dots N_g \quad (5.7)$$

$$P_{geradores} + p - \sum_{i=1}^{N_g} P_{gi} = 0 \quad (5.8)$$

$$p > 0 \quad (5.9)$$

$$P_w + P_S \leq 0,3P_D \quad (5.10)$$

5.3 Implementação do modelo em Recozimento Simulado (RS)

O processo de solução do problema do despacho econômico ambiental pode ser reduzido a um Algoritmo de Busca Heurística, cujo Espaço de Busca é formado por transformações sucessivas de Estados em uma certa ordem de geração e percurso.

A população inicial utilizada foi de 500 indivíduos, e o espaço de busca são os limites inferiores e superiores de potência de cada motor.

Nesta tese foi desenvolvida a ferramenta computacional para a otimização do sistema térmico usando RS. No exemplo aqui proposto, a mesma foi aplicada a uma usina térmica da cidade de Manaus descrita com anterioridade. *Este procedimento tem o ineditismo de que primeiro são desligados os motores menos eficientes, utilizando RS.* A seguir são apresentados os dados e os resultados obtidos.

Estes resultados foram utilizados em um artigo para periódico já publicado em Electrical Engineering com o título “*Solution to economic emission load dispatch by simulated annealing: case study*” em 2017 (JÚNIOR *et al.*, 2017).

5.3.1 Dados dos motores

Na Tabela 5-1 são apresentados os dados de dez dos motores a gás da usina relacionada com o estudo de caso da cidade de Manaus descrita com anterioridade.

Tabela 5:1: Dados dos Motores da usina térmica do estudo de caso.

Motor	c_i (\$/MW²)	b_i (\$/MW)	a_i (\$)	P_{min}(MW)	P_{max} (MW)
1	0.007	7	240	0.66	3.35
2	0.0095	10	200	0.9	3.7
3	0.009	8.5	220	0.8	3.6
4	0.009	11	200	0.66	3.35
5	0.008	10.5	220	0.72	3.45
6	0.0075	12	120	0.66	2.97
7	0.0075	14	130	0.88	3.5
8	0.0075	14	130	0.754	3.33
9	0.0075	14	130	0.9	3.9
10	0.0075	14	130	0.56	2.35

Fonte:(NASCIMENTO *et al.*, 2016; JÚNIOR *et al.*, 2017).

Na Tabela 5-2 são oferecidos os coeficientes de emissões de dez dos motores a gás da usina estudo de caso da cidade de Manaus descrita no subtítulo 1.3.

Tabela 5:2: Dados das emissões dos Motores da usina térmica do estudo de caso.

Motor	f	e	d
1	0.00419	1.32767	73.85932
2	0.00419	0.32767	13.85932
3	0.00683	-0.54551	40.2669
4	0.00683	-0.54551	40.2669
5	0.00461	-0.51116	42.89553
6	0.00461	-0.51116	42.8955
7	0.00461	-0.51116	42.8955
8	0.00461	-0.51116	42.8955
9	0.00061	-0.51116	10.8955
10	0.00461	-0.51116	42.8955

Fonte: (JÚNIOR *et al.*, 2017).

Os coeficientes “a”, “b”, “c”, “d”, “e”, “f” foram determinados colocando os motores da usina para operar em diferentes potências, medindo o consumo e as emissões para obtenção da curva de Potência *versus* Custo e Potência *versus* Emissões de cada motor. A equação quadrática de cada curva de cada motor foi obtida pelos métodos de regressão usando a tool box curve fitting do MatLab. Da mesma maneira foram obtidos os coeficientes “d”, “e” e “f”, só que neste caso, medindo as emissões de CO₂, NO_x e SO₂ de cada motor para diferentes potências. Na tabela 5-3 são oferecidos os coeficientes de perdas dos 10 motores da usina que compõem o estudo de caso. Nesta tese é aplicada uma redução ao modelo de perdas de transmissão como uma função da saída dos geradores através dos coeficientes de perda de Kron (WANG e SINGH, 2007).

Tabela 5:3: Coeficientes de perdas (todos os valores têm que se multiplicar por 1e-4).

M	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	0.14	0.17	0.15	0.19	0.26	0.22	0.34	0.38	0.43	0.45
2	0.17	0.6	0.13	0.16	0.15	0.2	0.23	0.56	0.23	0.51
3	0.15	0.13	0.65	0.17	0.24	0.19	0.25	0.38	0.43	0.45
4	0.19	0.16	0.17	0.71	0.3	0.25	0.43	0.56	0.23	0.51
5	0.26	0.15	0.24	0.3	0.69	0.32	0.18	0.37	0.42	0.48
6	0.22	0.2	0.19	0.25	0.32	0.85	0.97	0.55	0.27	0.58
7	0.22	0.2	0.19	0.25	0.32	0.85	0.67	0.38	0.43	0.45
8	0.19	0.7	0.13	0.18	0.16	0.21	0.28	0.56	0.23	0.51
9	0.26	0.15	0.24	0.3	0.69	0.32	0.18	0.37	0.42	0.48
10	0.15	0.13	0.65	0.17	0.24	0.19	0.25	0.38	0.43	0.45

Fonte: (NASCIMENTO *et al.*, 2016; JÚNIOR *et al.*, 2017).

5.3.2 Dados de Potência dos motores

Para executar o programa de Recozimento Simulado desenvolvido em MATLAB, são necessários os seguintes dados:

Demanda de Potência: 20 MW
Potencia mínima: 0.56 MW
Potência Máxima: 3.7 MW
Resultados:

Na figura 5-1 se mostra a frente de Pareto dos custos *versus* emissões. A partir desta, pode-se observar que a redução dos custos implica em um aumento das emissões e da mesma forma uma diminuição das emissões leva a um aumento dos custos.

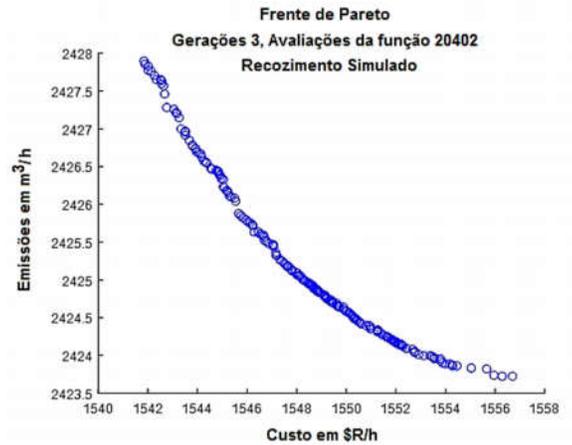


Figura 5-1: Frente de Pareto de Custo versus Emissões.
Fonte: (AUTOR, 2017).

Na figura 5-2 mostra-se a potência gerada por cada gerador da usina. Neste caso, os geradores 6, 7 e 9 estão desligados por serem os menos eficientes conforme seus dados e a potência em lugar de ser distribuída entre todos os geradores é distribuída entre os mais eficientes, o que implica na redução do custo total.

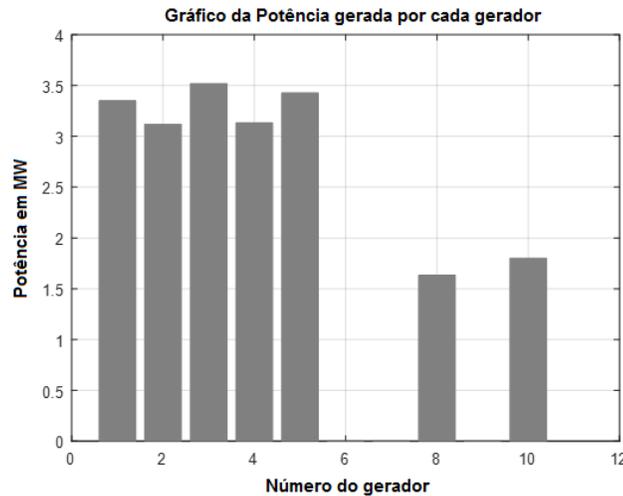


Figura 5-2: Potência gerada pelos diferentes geradores da usina.
Fonte: (AUTOR, 2017).

Na tabela 5-4 é apresentada a potência fornecida por cada gerador para a demanda dada de 20 MW.

Tabela 5:4: Potência de cada Motor (desligando os de menos eficiência).

Pm1	Pm2	Pm3	Pm4	Pm5	Pm6	Pm7	Pm8	Pm9	Pm10	P. Total
3.35	3.12	3.52	3.13	3.43	0.00	0.00	1.63	0.00	1.80	19.98

Fonte: (AUTOR, 2017).

Na figura 5-3 é apresentado o custo de geração de cada gerador da usina. Neste caso, novamente devido os geradores 6, 7 e 9 estarem desligados por serem os menos eficientes, conforme seus dados, estes não geram custos. O custo em lugar de ser distribuído entre todos os geradores, assim como a potência, é distribuído entre os mais eficientes, o que reduz o custo total.

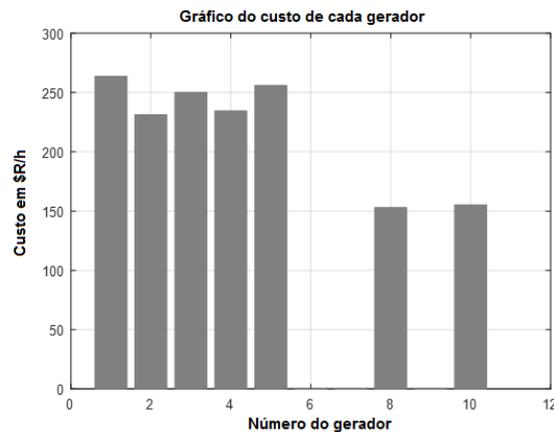


Figura 5-3: Custo de geração de cada gerador da usina.

Fonte: (AUTOR, 2017).

Na tabela 5-5 são apresentados os custos de geração de cada gerador e o custo total para a demanda de 20 MW.

Tabela 5:5: Custo de cada gerador em \$R/h.

G1	G2	G3	G4	G5	G6	G7	G8	G9	G10	Custo Total
263.5	231.2	250.0	234.5	256.0	0.00	0.00	152.8	0.00	155.2	1543

Fonte: (AUTOR, 2017).

Na figura 5-4 apresenta-se o total das emissões geradas por cada gerador da usina. Nesta situação, os geradores 6, 7 e 9 estão desligados por serem os menos eficientes novamente, e dessa forma não poluem o meio ambiente, o que reduz a poluição total.

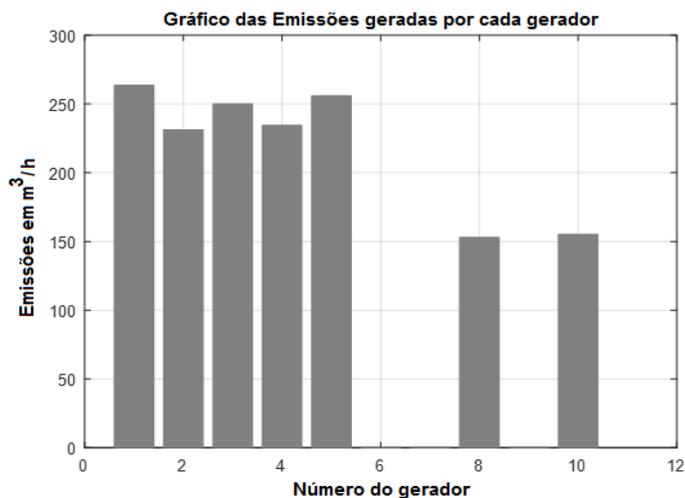


Figura 5-4: Emissões geradas por cada gerador da usina.

Fonte: (AUTOR, 2017).

Na tabela 5-6 estão as emissões de cada gerador e as emissões totais para a demanda de 20 MW.

Tabela 5:6: Emissão de cada Motor em m³/h.

Em 1	Em 2	Em 3	Em 4	Em 5	Em 6	Em 7	Em 8	Em 9	Em 10	E. Total
96.3	96.7	288.	289.	308.	0.00	0.00	323.	0.00	353.1	1755.8
8	1	3	2	3			8			

Fonte: (AUTOR, 2017).

Na tabela 5-7 é apresentado um resumo dos principais resultados.

Tabela 5:7: Resumo dos resultados.

Potência Total gerada em MW	19.98
Custo de Combustível em R\$/h	1573.90
Emissão Total em m ³ /h	1755.84
Perdas de Potência em MW	0.01

Fonte: (AUTOR, 2017).

Nestes resultados as perdas de potência referen-se as perdas de transmissão calculadas pela fórmula de Kron segundo a matriz de perdas utilizada

5.4 Resultados com outros métodos de otimização.

Nesta seção, são apresentadas as comparações dos resultados obtidos com o Recozimento Simulado com outras abordagens para o mesmo estudo de caso. São muitos os algoritmos utilizados para o despacho de carga econômico ambiental (QU *et al.*, 2017), mas para validar o método desenvolvido, só foram usados alguns deles. Os resultados são comparados com os seguintes algoritmos:

- NSGA II
- Dragonfly
- Enxame de partículas
- Evolução Diferencial
- Formiga Leão

Para todos os algoritmos, a população inicial utilizada foi de 500 indivíduos, e o espaço de busca são os limites inferiores e superiores de potência de cada motor.

A comparação é feita com os seguintes dados:

- Demanda de Potência: 20 MW
- Número de geradores da usina: 10
- Potência Mínima dos geradores: 0,56 MW
- Potência Máxima dos geradores: 3,9 MW

Todos os algoritmos foram programados no MATLAB para simula-los e compará-los com os estudos de caso pré-definidos. Portanto, foi implementado o desligamento dos motores menos eficientes em todos esses algoritmos metaheurísticos.

5.4.1 Resultados usando NSGA II.

O NSGA II tem sido um dos algoritmos mais utilizados para realizar o despacho de carga econômico ambiental (ABUL'WAFI, 2013; BASU, 2013; BASU, M, 2014; COCOCCIONI *et al.*, 2016).

Depois de modificar o algoritmo para que realize a otimização com NSGA II, desligando os motores menos eficientes, obteve-se os resultados apresentados nas tabelas 5-8 e 5-9.

Tabela 5:8: Resultados gerais do DEA usando NSGAI

Demanda em MW	20,00
Potência gerada em MW	20,632
Capacidade Nominal em MW	33,5
Número de motores para geração	10,00
Número de motores ligados	8,00
Potência Mínima (MW)	0,56
Potência Máxima (MW)	3,9
Custo de Combustível em R\$/h	1709,47
Emissão Total em (m³/h)	2098,12
Perdas de Potência (MW)	0,01

Fonte: (AUTOR, 2017).

Tabela 5:9: Resultados de cada gerador para o DEA usando NSGAI.

Gerador	Potência (MW)	Emissão (m³/h)	Custo (R\$/h)
1	0,66	101,8672	244,623
2	1,111334	101,1025	211,1251
3	3,526902	288,2713	250,0906
4	3,236203	288,9464	235,6925
5	3,348733	308,523	255,2514
6	0	0	0
7	0	0	0
8	2,771808	320,1794	168,8629
9	3,713072	3337,7105	182,0864
10	2,263927	351,5216	161,7334

Fonte: (AUTOR, 2017).

Os resultados obtidos, utilizando a otimização com NSGA II, foram satisfatórios com o desligamento de apenas 2 motores.

A demanda de 20MW foi atendida com o custo total de 1709,47 R\$/h e com emissão total de 2098,12 (m³/h).

Na figura 5-5 são apresentados os resultados obtidos com o NSGA II, aonde é possível observar 4 gráficos: a frente de pareto (emissões x custo), o de potência gerada em cada gerador, o de custo de geração em cada gerador e o de emissões geradas em cada gerador.

No gráfico da potência de cada gerador é possível notar que o gerador 9 gera mais potência e o gerador 1 gera menos potência.

No gráfico de custo de geração em cada gerador, o gerador 5 tem o maior custo e o gerador 10 tem o menor custo.

No gráfico de emissões em cada gerador, o gerador 10 tem a maior quantidade de emissões geradas e o motor 1 e 2 tem menor emissão.

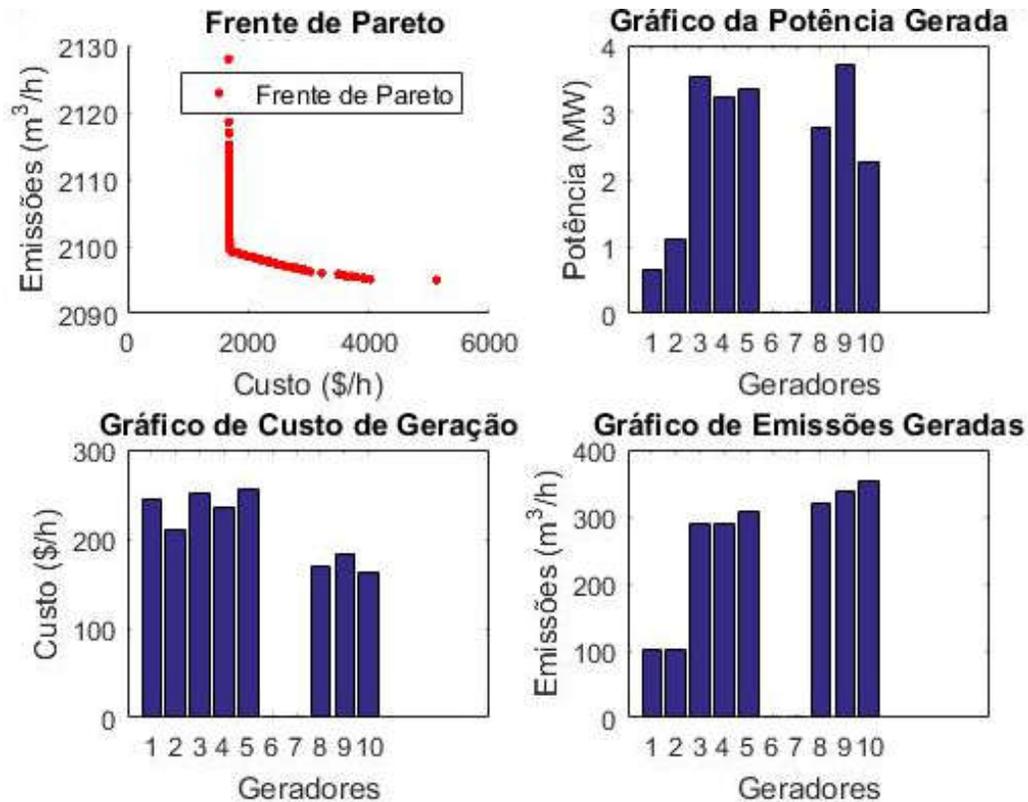


Figura 5-5: Resultados obtidos ao executar o algoritmo NSGA II
 Fonte: (AUTOR, 2017).

5.4.2 Resultados Utilizando o algoritmo Dragonfly.

Recentemente, tem-se aplicado o algoritmo Dragonfly ao Despacho Econômico ambiental, como nos trabalhos (BHESDADIYA *et al.*, 2016; PATHANIA *et al.*, 2016; SURESH e SREEJITH, 2017). O Algoritmo de libélula (dragonfly) é uma nova técnica de otimização estocástica proposta por Mirjalili em 2016 (MIRJALILI, 2016). É uma metaheurística baseada na população e testada com sucesso em problemas de um objetivo e também em problemas de otimização multiobjetivo. O algoritmo foi implementado em áreas de engenharia e provou ser eficiente.

Depois de modificar o algoritmo para que realize a otimização com Dragonfly, desligando os motores menos eficientes, obteve-se os resultados que aparecem nas tabelas 5-10 e 5-11.

Tabela 5:10: Resultados gerais do DEA usando o algoritmo dragonfly.

Demanda em MW	20,00
Potência gerada em MW	20,01
Capacidade Nominal em MW	33,5
Número de motores para geração	10,00
Número de motores ligados	7,00
Potência Mínima (MW)	0,56
Potência Máxima (MW)	3,9
Custo de Combustível em R\$/h	1548,28
Emissão Total em (m³/h)	1765,34
Perdas de Potência (MW)	0,01

Fonte: (AUTOR, 2017).

Tabela 5:11: Resultados de cada gerador para o DEA usando o algoritmo dragonfly.

Gerador	Potência (MW)	Emissão (m³/h)	Custo (R\$/h)
1	3,041139	104,7324	261,3527
2	2,283581	101,5242	222,8854
3	3,6	288,1156	250,7166
4	3,35	288,6718	236,951
5	3,45	308,2576	256,3202
6	0	0	0
7	0	0	0
8	2,209332	321,8856	160,9673
9	0	0	0
10	2,07539	352,148	159,0878

Fonte: (AUTOR, 2017).

Os resultados obtidos utilizando a otimização com Dragonfly foram satisfatórios com o desligamento de 3 motores.

A demanda de 20MW, foi atendida com o custo total de 1548,28 R\$/h e com emissão total de 1765,34 (m³/h).

Na figura 5-6 é apresentado os resultados obtidos com o dragonfly, aonde é possível observar 4 gráficos: a frente de pareto (emissões x custo), o de potência gerada em cada gerador, o de custo de geração em cada gerador e o de emissões geradas em cada gerador.

No gráfico da potência de cada gerador é possível notar que o gerador 3 gera mais potência e o gerador 10 gera menos potência.

No gráfico de custo de geração em cada gerador, o gerador 5 tem o maior custo e o gerador 8 e 10 tem o menor custo.

No gráfico de emissões em cada gerador, o gerador 10 tem a maior quantidade de emissões geradas e o motor 1 e 2 tem menor emissão.

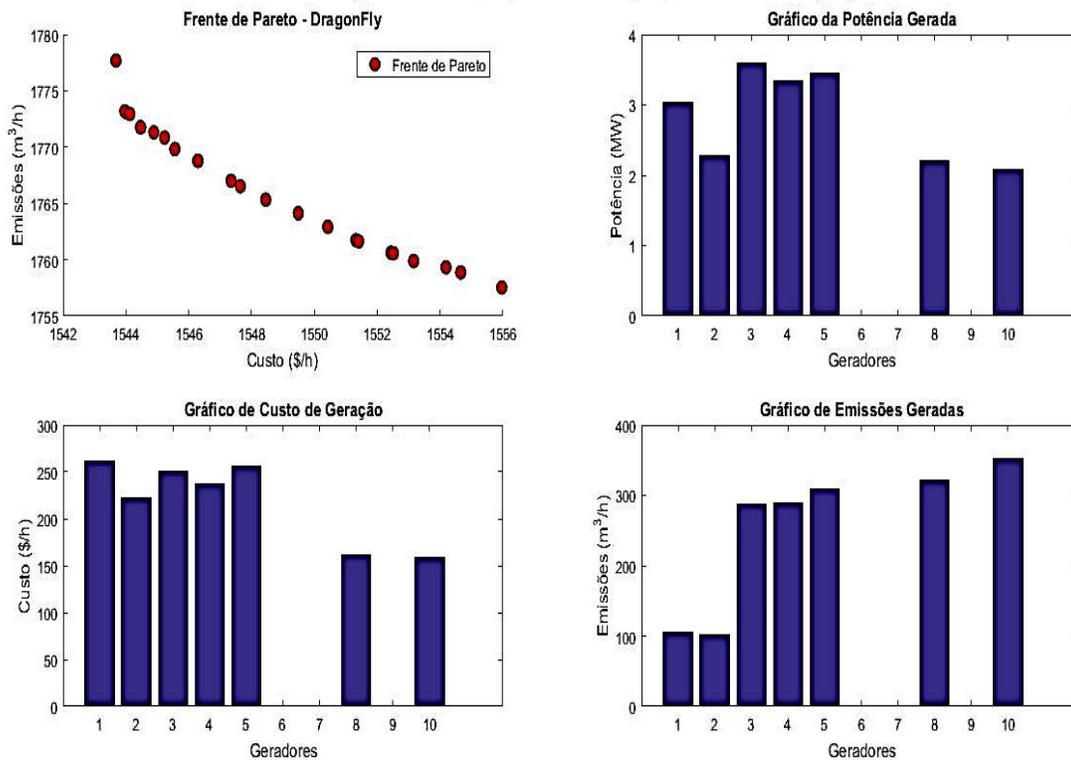


Figura 5-6: Resultados obtidos ao executar o dragonfly.

Fonte: (AUTOR, 2017).

5.4.3 Resultados usando o algoritmo Enxame de Partículas.

A otimização multi-objetivo PSO (BO e YI-JIA, 2005) é uma variação da otimização por enxame de partículas (PSO) para resolver problemas multi-objetivos (LECHUGA e COELLO, 2002). Determinar o ótimo global (mais ganho) é a questão-chave do MOPSO. O MOPSO utiliza as soluções não dominadas como base para selecionar a melhor. O algoritmo mantém dois arquivos para salvar os melhores indivíduos globais encontrados e os melhores locais, respectivamente. A seleção de um melhor global é baseada na seleção da roleta de um índice hipercúbico (KNOWLES e CORNE, 2000).

Este algoritmo e as suas variantes também tem sido aplicado com sucesso ao DEA (MANDAL *et al.*, 2015; AUGUSTEEN, GEETHA, *et al.*, 2016; LIU *et al.*, 2016; MAHDI *et al.*, 2017)

Depois de modificar o algoritmo para que realize a otimização com PSO, desligando os motores menos eficientes, obteve-se os resultados que aparecem nas tabelas 5-12 e 5-13.

Tabela 5:12: Resultados gerais do DEA usando PSO

Demanda em MW	20,00
Potência gerada em MW	20,01
Capacidade Nominal em MW	33,5
Número de motores para geração	10,00
Número de motores ligados	8,00
Potência Mínima (MW)	0,56
Potência Máxima (MW)	3,9
Custo de Combustível em R\$/h	1685,18
Emissão Total em (m³/h)	2113,33
Perdas de Potência (MW)	0,01

Fonte: (AUTOR, 2017).

Tabela 5:13: Resultados de cada gerador para o DEA usando PSO.

Gerador	Potência (MW)	Emissão (m³/h)	Custo (R\$/h)
1	2,63804	102,6703	258,515
2	258,515	102,3751	225,6826
3	3,329995	288,7191	248,4048
4	2,887014	289,8671	231,8322
5	2,775153	310,1536	249,2007
6	0	0	0
7	0	0	0
8	1,447561	324,4978	150,2816
9	3,681204	337,7757	181,6385
10	0,6875496	357,2756	139,6292

Fonte: (AUTOR, 2017).

Os resultados obtidos utilizando a otimização com PSO foram satisfatórios com o desligamento de apenas 2 motores.

A demanda de 20MW, foi atendida com o custo total de 1685,18 R\$/h e com emissão total de 2113,33 (m³/h).

Na figura 5-7, é apresentado os resultados obtidos ao executar o PSO, aonde é possível observar 4 gráficos: a frente de pareto (emissões x custo), o de potência gerada em cada gerador, o de custo de geração em cada gerador e o de emissões geradas em cada gerador.

No gráfico da potência de cada gerador é possível notar que o gerador 9 gera mais potência e o gerador 10 gera menos potência.

No gráfico de custo de geração em cada gerador, o gerador 1 tem o maior custo e o gerador 10 tem o menor custo.

No gráfico de emissões em cada gerador, o gerador 10 tem a maior quantidade de emissões geradas e o motor 1 e 2 tem menor emissão.

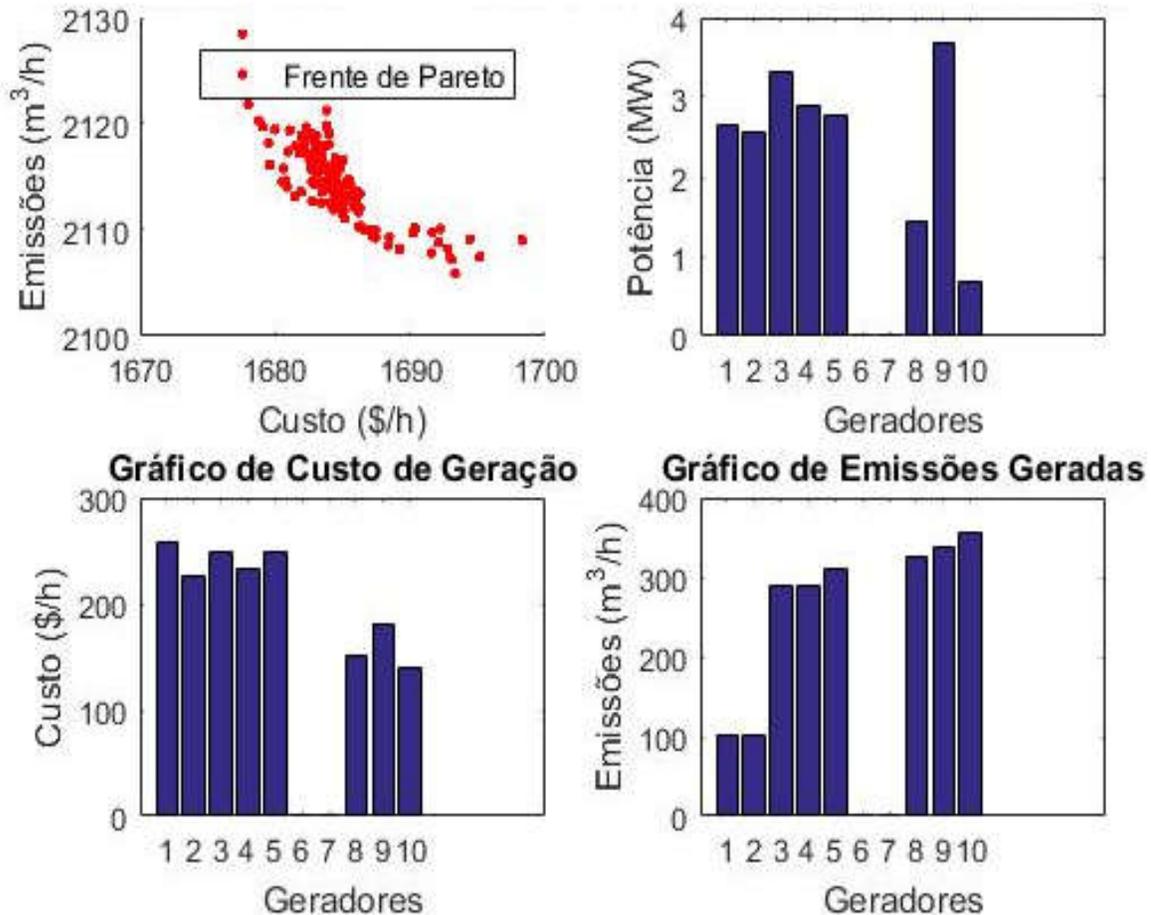


Figura 5-7: Resultados obtidos ao executar o PSO.

Fonte: (AUTOR, 2017).

5.4.4 Resultados usando o algoritmo Evolução Diferencial (ED).

O algoritmo ED é de natureza estocástica. Utiliza recombinação para misturar a informação de mais resultados de candidatos em uma nova solução. O algoritmo ED é uma técnica simples de otimização baseada na população. O algoritmo DE foi desenvolvido por Storm e Price em 1995. Eles aplicam o algoritmo ED ao problema de otimização não-linear, não convexo e não diferenciável. Hoje em dia este algoritmo também tem sido muito utilizado para resolver o problema do DEA (BASU, 2011; AUGUSTEEN, KUMARI, *et al.*, 2016).

Depois de modificar o algoritmo para que realize a otimização com ED, desligando os motores menos eficientes, obteve-se os resultados que aparecem nas tabelas 5-14 e 5-15.

Tabela 5:14: Resultados gerais do DEA usando ED.

Demanda em MW	20,00
Potência gerada em MW	20,01
Capacidade Nominal em MW	33,5
Número de motores para geração	10,00
Número de motores ligados	7,00
Potência Mínima (MW)	0,56
Potência Máxima (MW)	3,9
Custo de Combustível em R\$/h	1545,59
Emissão Total em (m³/h)	1769,48
Perdas de Potência (MW)	0,01

Fonte: (AUTOR, 2017).

Tabela 5:15: Resultados de cada gerador para o DEA usando ED.

Gerador	Potência (MW)	Emissão (m³/h)	Custo (R\$/h)
1	3,316	106,6618	263,2893
2	2,492	102,1295	224,9845
3	3,592	288,1314	250,6518
4	3,348	288,6747	236,9373
5	3,444	308,2716	256,2634
6	0	0	0
7	0	0	0
8	1,714	323,5507	150,2816
9	0	0	0
10	2,100	352,0624	159,4442

Fonte: (AUTOR, 2017).

Os resultados obtidos utilizando a otimização com ED foram satisfatórios com o desligamento de apenas 3 motores.

A demanda de 20MW, foi atendida com o custo total de 1545,59 R\$/h e com emissão total de 1769,48 (m³/h).

Na figura 5-8, é apresentado os resultados obtidos ao executar o algoritmo ED, aonde é possível observar 4 gráficos: a frente de pareto (emissões x custo), o de potência gerada em cada gerador, o de custo de geração em cada gerador e o de emissões geradas em cada gerador.

No gráfico da potência de cada gerador é possível notar que o gerador 3 gera mais potência e o gerador 8 gera menos potência.

No gráfico de custo de geração em cada gerador, o gerador 1 tem o maior custo e o gerador 8 e 10 tem o menor custo.

No gráfico de emissões em cada gerador, o gerador 10 tem a maior quantidade de emissões geradas e o motor 1 e 2 tem menor emissão.

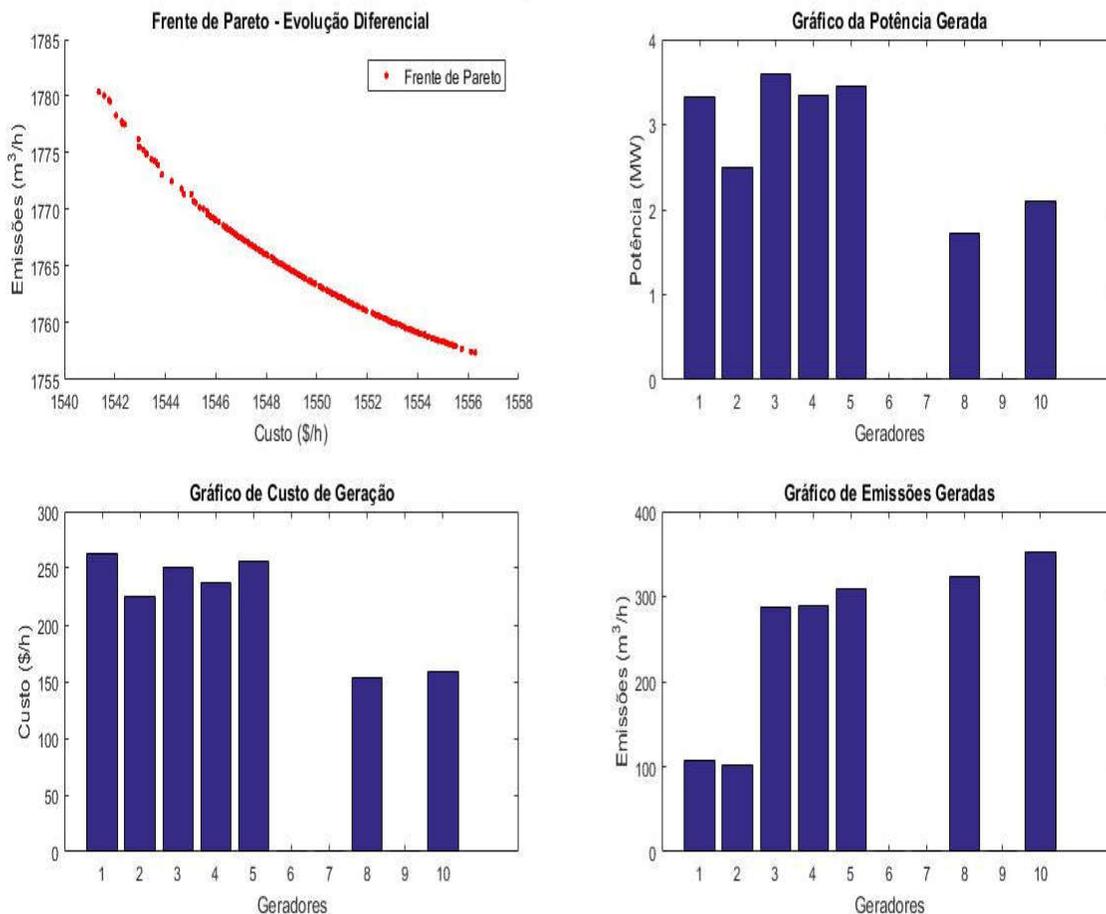


Figura 5-8: Resultados obtidos ao executar o ED.
Fonte: (AUTOR, 2017).

5.4.5 Resultados usando o algoritmo Formiga Leão (ALO)

A ALO (MIRJALILI, 2015) é um novo algoritmo inspirado na natureza proposto por Seyedali Mirjalili em 2015. O algoritmo ALO imita o mecanismo de caça de formigas na natureza. Utiliza cinco etapas principais de caça das presas, como são: a caminhada aleatória das formigas, construção de armadilhas, aprisionamento de formigas em armadilhas, captura de presas e reconstrução de armadilhas. Todas estas etapas são implementadas.

A Formiga Leão pertence à classe de insetos com asas e nervos (neuropteros). O ciclo de vida das formigas inclui duas fases principais: larvas e adultos. Uma vida útil natural pode levar até três anos, o que ocorre principalmente nas larvas (entre 3 e 5 semanas para a idade adulta). A Formiga Leão sofre uma metamorfose em um casulo para se tornar adulto.

Elas caçam principalmente em larvas e o período adulto é para reprodução. Uma larva de formiga leão escava um poço de cones em areia, movendo-se ao longo de um caminho circular e jogando as areias com o maxilar maciço. Depois de cavar a armadilha, as larvas se escondem debaixo do fundo do cone e espera que os insetos (de preferência formigas) sejam presos no poço. A borda do cone é suficientemente afiada para que os insetos caiam facilmente no fundo da armadilha. Uma vez que o formiga leão percebe que uma presa está na armadilha, ela tenta pegá-la. Hoje em dia este é um dos algoritmos também utilizados para o DEA, e é um dos mais recentes descobertos (RAJU *et al.*, 2016; KAMBOJ *et al.*, 2017; MIRJALILI *et al.*, 2017).

Depois de modificar o algoritmo para que execute com ALO, desligando os motores menos eficientes, obteve-se os resultados que aparecem nas tabelas 5-16 e 5-17.

Tabela 5:16: Resultados gerais do DEA usando ALO.

Demanda em MW	20,00
Potência gerada em MW	20,01
Capacidade Nominal em MW	33,5
Número de motores para geração	10,00
Número de motores ligados	7,00
Potência Mínima (MW)	0,56
Potência Máxima (MW)	3,9
Custo de Combustível em R\$/h	1549,93
Emissão Total em (m³/h)	1763,55
Perdas de Potência (MW)	0,01

Fonte: (AUTOR, 2017).

Tabela 5:17: Resultados de cada gerador para o DEA usando ALO.

Gerador	Potência (MW)	Emissão (m³/h)	Custo (R\$/h)
1	2,805	103,4236	269,6952
2	2,327	101,6357	223,3278
3	3,591	288,1344	250,6397
4	3,329	288,7211	236,7203
5	3,430	308,3083	256,1141
6	0	0	0
7	0	0	0
8	2,588	320,7118	166,2855
9	0	0	0
10	1,937	352,62400	157,1506

Fonte: (AUTOR, 2017).

Os resultados obtidos utilizando a otimização com ALO foram satisfatórios com o desligamento de apenas 3 motores.

A demanda de 20MW, foi atendida com o custo total de 1545,59 R\$/h e com emissão total de 1769,48 (m³/h).

Na figura 5-9, é apresentado os resultados obtidos ao executar o ALO, aonde é possível observar 4 gráficos: a frente de pareto (emissões x custo), o de potência gerada em cada gerador, o de custo de geração em cada gerador e o de emissões geradas em cada gerador.

No gráfico da potência de cada gerador é possível notar que o gerador 3 gera mais potência e o gerador 10 gera menos potência.

No gráfico de custo de geração em cada gerador, o gerador 1 tem o maior custo e o gerador 8 e 10 tem o menor custo.

No gráfico de emissões em cada gerador, o gerador 10 tem a maior quantidade de emissões geradas e o motor 1 e 2 tem menor emissão.

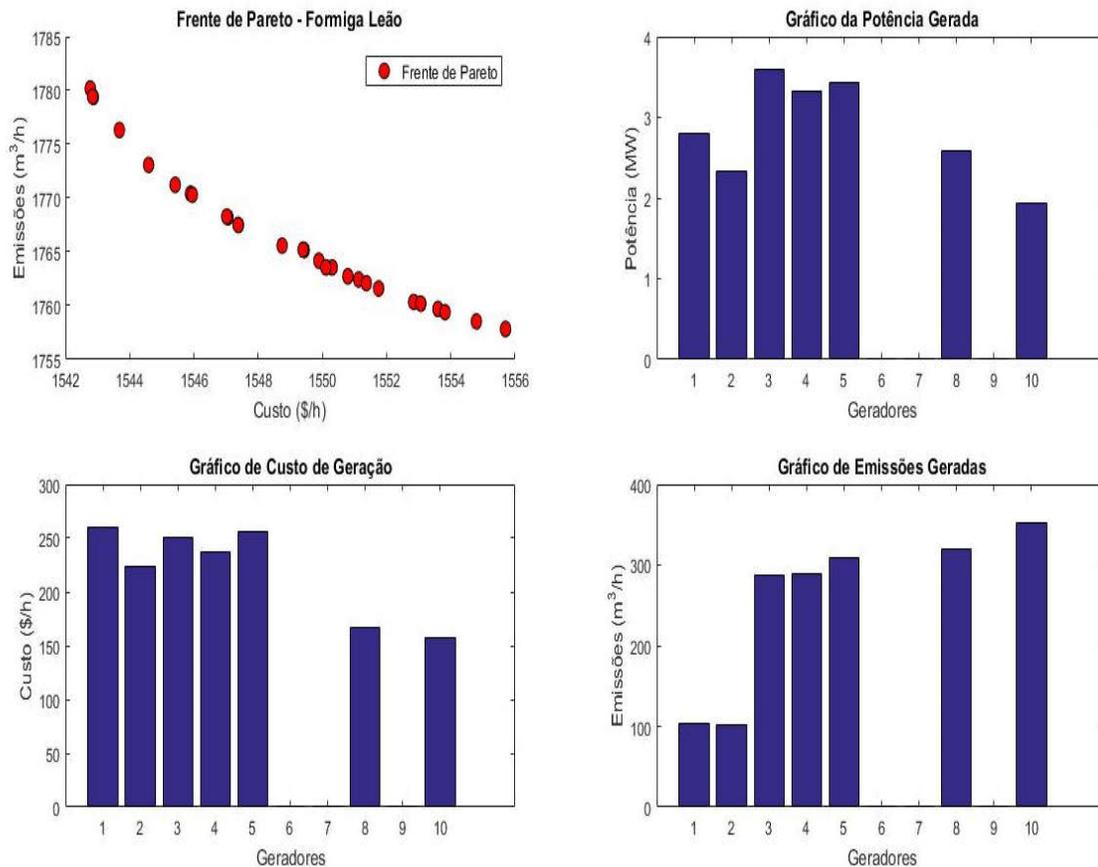


Figura 5-9: Resultados obtidos ao executar o ALO.

Fonte: (AUTOR, 2017).

5.5 Comparação entre todos os algoritmos implementados em uma UTE de Manaus.

Na tabela 5.18 apresenta-se uma comparação entre todos os resultados dos diferentes algoritmos metaheurísticos.

Tabela 5:18: Comparação entre todos os resultados dos diferentes algoritmos programados.

Método		Motor 1	Motor 2	Motor 3	Motor 4	Motor 5	Motor 6	Motor 7	Motor 8	Motor 9	Motor 10	Total
Recozimento Simulado	Potência (MW)	1,98	2,06	3,6	3,35	3,44	0	0	3,27	0	2,31	20,01
	Emissão (m ³ /h)	100,98	101,08	288,12	288,67	308,27	0	0	318,88	0	351,39	1757,39
	Custo (R\$)	253,91	220,65	250,72	236,95	256,27	0	0	175,79	0	162,32	1556,61
Evolução Diferencial	Potência (MW)	3,32	2,49	3,59	3,35	3,44	0	0	1,71	0	2,1	20,01
	Emissão (m ³ /h)	106,66	102,13	288,13	288,67	308,27	0	0	323,55	0	352,06	1769,48
	Custo (R\$)	263,29	224,98	250,65	236,94	256,26	0	0	154,02	0	159,44	1545,59
NSGA II	Potência (MW)	0,66	1,11	3,53	3,24	3,35	0	0	2,77	3,71	2,26	20,63
	Emissão (m ³ /h)	101,87	101,1	288,27	288,95	308,52	0	0	320,18	337,71	351,52	2098,12
	Custo (R\$)	244,62	211,13	250,09	235,69	255,25	0	0	168,86	182,09	161,73	1709,47
Enxame de Partículas	Potência (MW)	2,64	2,56	3,33	2,89	2,78	0	0	1,45	3,68	0,69	20,01
	Emissão (m ³ /h)	102,67	102,38	288,72	289,87	310,15	0	0	324,5	337,78	357,28	2113,33
	Custo (R\$)	258,51	225,68	248,4	231,83	249,2	0	0	150,28	181,64	139,63	1685,18
Dragonfly	Potência (MW)	3,04	2,28	3,6	3,35	3,45	0	0	2,21	0	2,08	20,01
	Emissão (m ³ /h)	104,73	101,52	288,12	288,67	308,26	0	0	321,89	0	352,15	1765,34
	Custo (R\$)	261,35	222,89	250,72	236,95	256,32	0	0	160,97	0	159,09	1548,28
Formiga Leão	Potência (MW)	2,81	2,33	3,59	3,33	3,43	0	0	2,59	0	1,94	20,01
	Emissão (m ³ /h)	103,42	101,64	288,13	288,72	308,31	0	0	320,71	0	352,62	1763,55
	Custo (R\$)	259,7	223,33	250,64	236,72	256,11	0	0	166,29	0	157,15	1549,93

Fonte: (AUTOR, 2017).

Tabela 5:19: Tabela comparativa com todos os algoritmos metaheurísticos utilizados na tese.

Resultados	Recozimento Simulado	Evolução Diferencial	Dragon Fly	NSGA II	Enxame de Partículas	Formiga Leão
Emissão (m³/h)	1757,39	1769,48	1765,34	2098,12	2113,33	1763,55
Custo (R\$/h)	1556,61	1545,59	1548,28	1709,47	1685,18	1549,93

Fonte: (AUTOR, 2017).

Na tabela 5-19 é apresentado os resultados de custo e emissão com todos os algoritmos metaheurísticos utilizados para comparação na tese. Dentre estes algoritmos, aplicados em uma usina com 10 geradores é possível notar que o RS tem a menor emissão de poluentes com 1757,39 (m³/h), no entanto com um custo de 1556,61 (R\$/h), enquanto que o algoritmo ED tem o menor custo com 1545,59 (R\$/h), no entanto com emissão de poluentes com 1769,48 (m³/h). Gráficos das figuras das comparações no apêncides A, B, C, D e E.

5.6 Comparação entre todos os algoritmos implementados em um sistema de 13 unidades geradoras do IEEE.

Nesta seção, são apresentadas as comparações dos resultados obtidos com o RS com outras abordagens para o mesmo estudo de caso. São muitos os algoritmos utilizados para o DEA (QU *et al.*, 2017), mas para validar o método desenvolvido, só foram usados alguns deles. Os resultados são comparados com os seguintes algoritmos:

- NSGA II
- Dragonfly
- Enxame de partículas
- Evolução Diferencial
- Formiga Leão

A comparação é feita com os seguintes dados:

- Demanda de Potência: 18 MW
- Número de geradores da usina: 13
- Potência Mínima dos geradores: 1800MW
- Potência Máxima dos geradores: 3600 MW

Todos os algoritmos foram programados no MATLAB para simulá-los e compará-los com os estudos de caso pré-definidos. Por tanto, foi implementado o desligamento dos motores menos eficientes em todos esses algoritmos metaheurísticos.

Tabela 5:20: Métodos de Otimização para o DEA (com base em 13 motores IEEE).

Método		Motor 1	Motor 2	Motor 3	Motor 4	Motor 5	Motor 6	Motor 7	Motor 8	Motor 9	Motor 10	Motor 11	Motor 12	Motor 13	Total
Recozimento Simulado	Potência (MW)	293,995	566,7870379	405,2380519	179,9627323	179,999366	0	0	0	0	119,9275585	0	0	115,4585393	1861,368162
	Emissão (m ³ /h)	1605290	6334339,858	2314426,184	254141,252	254296,8468	0	0	0	0	98008,32655	0	0	87483,46791	10947986,41
	Custo (R\$)	2955,56	5079,873633	3681,390233	1737,844083	1738,170354	0	0	0	0	1198,223642	0	0	1156,802553	17547,86423
Evolução Diferencial	Potência (MW)	680	554,8702801	0	172,2200071	169,0031335	0	0	0	0	114,7564392	0	0	110,9286228	1801,778483
	Emissão (m ³ /h)	2E+07	5943060,138	0	222658,2669	210382,0956	0	0	0	0	85834,55896	0	0	77559,41613	26409981,76
	Custo (R\$)	6187,47	4975,862644	0	1669,080383	1640,625325	0	0	0	0	1150,305451	0	0	1114,932809	16738,27861
NSGA II	Potência (MW)	159,829	609,7580665	556,4339839	179,8129196	124,7053518	0	0	0	0	114,3766921	0	0	115,0065885	1859,922412
	Emissão (m ³ /h)	257688	7887380,656	5993458,026	253505,6114	84248,45459	0	0	0	0	84982,57823	0	0	86457,41556	14647720,89
	Custo (R\$)	1851,77	5456,251082	4987,501786	1736,5099	1255,606039	0	0	0	0	1146,792511	0	0	1152,619965	17587,04731
Enxame de Partículas	Potência (MW)	432,426	586,2541602	351,5427884	134,8789763	150,3869463	0	0	0	0	117,6741695	0	0	87,27768596	1860,440449
	Emissão (m ³ /h)	5109349	7009843,58	1510641,721	106705,7638	148083,2233	0	0	0	0	92571,15123	0	0	37682,66391	14014877,26
	Custo (R\$)	4105,01	5250,127304	3223,702692	1342,906452	1477,271561	0	0	0	0	1177,323934	0	0	898,2214996	17474,55956
Dragonfly	Potência (MW)	348,792	594,6649329	319,6106912	180	180	0	0	0	0	120	0	0	120	1863,067967
	Emissão (m ³ /h)	2680939	7315955,838	1135059,346	254299,54	254299,54	0	0	0	0	98186,56	0	0	98247,64	11836987,13
	Custo (R\$)	3409,28	5323,81673	2953,051155	1738,176	1738,176	0	0	0	0	1198,896	0	0	1198,896	17560,29357
Formiga Leão	Potência (MW)	299,073	590,0145286	375,4912178	180	180	0	0	0	0	120	0	0	117,5486257	1862,127736
	Emissão (m ³ /h)	1688949	7145625,453	1841064,359	254299,54	254299,54	0	0	0	0	98186,56	0	0	92334,11692	11375758,29
	Custo (R\$)	2997,54	5283,063282	3427,435311	1738,176	1738,176	0	0	0	0	1198,896	0	0	1176,16039	17559,44579

Fonte: (AUTOR, 2017).

Tabela 5:21: Tabela comparativa com todos os algoritmos metaheurísticos utilizados na tese (com base em 13 motores IEEE).

Resultados	Recozimento Simulado	Evolução Diferencial	Dragon Fly	NSGA II	Enxame de Partículas	Formiga Leão
Emissão (m ³ /h)	10947986,41	26409981,76	11836987,13	14647720,89	14014877,26	11375758,29
Custo (R\$/h)	17547,86423	16738,27861	17560,29357	17587,04731	17474,55956	17559,44579

Fonte: (AUTOR, 2017).

Na tabela 5-19 é apresentado os resultados de custo e emissão com todos os algoritmos metaheurísticos utilizados para comparação na tese.

Dentre estes algoritmos, aplicados em uma usina com 13 geradores é possível notar que o RS tem a menor emissão de poluentes com 10947986,41 (m³/h), no entanto com um custo de 17547,86423 (R\$/h), enquanto que o algoritmo ED tem o menor custo com 16738,27861 (R\$/h), no entanto com emissão de poluentes com 26409981,76 (m³/h).

Os gráficos das figuras das comparações entre os diferentes métodos aparecem nos apêndices F, G, H I e J.

5.6 Conclusões do Capítulo .

Neste capítulo foi feita uma comparação dos resultados obtidos usando o recozimento simulado com os resultados obtidos por outros seis algoritmos da literatura. Toas as abordagens foram aplicadas a dois sistemas de teste, a uma usina real da cidade de Manaus e a o sistema de 13 motores da IEEE.

Os resultados são bastante semelhantes entre eles, mostrando alguns deles mais vantagens no custo e outros nas emissões.

Destaca-se o fato de que desligando os motores em qualquer um dos algoritmos os custos são sensivelmente menores, o que demonstra as vantagens de desligar os motores menos eficientes.

CAPÍTULO 6 – CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

6.1 Conclusão

Foi evidenciado na tese a realização das análises dos diferentes algoritmos metaheurísticos, aonde foi possível notar vantagens em relação a custo e emissão de dois métodos. O RS obteve a menor emissão de poluentes, enquanto que a ED obteve o menor custo e esse resultado foi obtido tanto na UTE de Manaus como na UTE de 13 unidades geradores do IEEE, o que comprova a eficiência da aplicação destes métodos.

A pesquisa também desenvolveu um modelo matemático de otimização para o DEA que encontra o resultado que tem menor emissão de poluentes e também o menor custo de geração, além de desligar os geradores menos eficientes em sistemas térmicos de potência com a vantagem nos motores menos eficientes da UTE.

O modelo foi implementado em computação através do *software* MATLAB em duas bases de testes, na UTE de Manaus e na UTE de 13 unidades geradoras do IEEE, o que permitiu fazer as comparações entre motores a fim de elucidar os maiores benefícios em termos ambientais e econômicos para UTE.

Foram implementados no algoritmo outras técnicas para ser feita uma comparação com os resultados do RS. Os modelos NSGA II, Dragonfly, ALO, ED e PSO foram implementados, gerando também bons resultados.

Por fim, foi desenvolvido uma metodologia e um algoritmo de otimização do DEA, utilizando RS, desligando os motores menos eficientes, que gerou um artigo na revista *Electrical Engineering*, com o título “Solution to economic emission load dispatch by simulated annealing: case study”.

É importante destacar as grandes economias que se obtém no custo e nas emissões ao desligar os motores menos eficientes.

6.2 Recomendações para trabalhos Futuros

A partir dos resultados obtidos até o presente momento, pode-se considerar as seguintes pesquisas para o futuro:

- 1) Comparar os resultados com dados obtidos com dados sem o desligamento dos motores.
- 2) Aplicar a otimização considerando um sistema dinâmico.
- 3) Aplicação de novas otimizações, como:
 - 1) Multi-Objective Grasshopper Optimization Algorithm (MOGOA),
 - 2) Multi-Objective Multi-Verse Optimization algorithm (MOMVO),
 - 3) Multi-objective Salp Swarm Algorithm (MSSA).
 - 4) Multi-Objective Grey Wolf Optimizer (MOGWO).
- 4) Aplicar a otimização proposta na tese para um sistema de 40 unidades geradoras do IEEE com demandas já utilizadas na literatura para teste.
- 5) Fazer a otimização com um sistema híbrido (fotovoltaico/eólico/térmico).
- 6) Avaliar a diminuição da poluição através dos créditos de carbono para o caso do (CO₂) e a redução da emissão de outros gases, igualmente geradores do efeito estufa, utilizando-se o conceito de Carbono Equivalente (Equivalência em dióxido de carbono).

REFERÊNCIAS

(IEA), I. E. A. **Key World Energy Statistics**. Internacional Energy Agency IEA. France. 2015

ABDELAZIZ, A. et al. A hybrid HNN-QP approach for dynamic economic dispatch problem. **Electric Power Systems Research**, v. 78, n. 10, p. 1784-1788, 2008. ISSN 0378-7796.

ABEDIN, M. et al. Energy balance of internal combustion engines using alternative fuels. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 26, p. 20-33, 2013. ISSN 1364-0321.

ABIDO, M. Environmental/economic power dispatch using multiobjective evolutionary algorithms. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 18, n. 4, p. 1529-1537, 2003a. ISSN 0885-8950.

_____. A niched Pareto genetic algorithm for multiobjective environmental/economic dispatch. **International journal of electrical power & energy systems**, v. 25, n. 2, p. 97-105, 2003b. ISSN 0142-0615.

ABIDO, M. A. Environmental/economic power dispatch using multiobjective evolutionary algorithms. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 18, n. 4, p. 1529-1537, 2003. ISSN 0885-8950.

ABIDO, M. A. Multiobjective evolutionary algorithms for electric power dispatch problem. **IEEE transactions on evolutionary computation**, v. 10, n. 3, p. 315-329, 2006. ISSN 1089-778X.

ABUL'WAFI, A. R. Optimization of economic/emission load dispatch for hybrid generating systems using controlled elitist NSGA-II. **Electric Power Systems Research**, v. 105, p. 142-151, 2013. ISSN 0378-7796.

AGARWAL, A. et al. Effect of variation of compression ratio and injection pressure on performance and emission characteristics of ci engine using various alternative fuels: a review. **International Journal of Research in Engineering and Technology**, v. 4, 2015.

AHISH AHMAD, N. S., TARUN VARSHNEY. A New approach for solving economic load dispatch problem. **MIT international Journal of Electrical and Instrumentation Engineering**, v. 1, n. 2, Agosto de 2011 2011.

AL-FALAH, M. D. A.; JAYASINGHE, S. D. G.; ENSHAEI, H. A review on recent size optimization methodologies for standalone solar and wind hybrid renewable energy system. **Energy Conversion and Management**, v. 143, p. 252-274, 7/1/ 2017. ISSN 0196-8904. Disponível em: < <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0196890417303230> >.

ALRASHIDI, M.; EL-HAWARY, M. Impact of loading conditions on the emission-economic dispatch. **World Academy of Science, Engineering and Technology**, v. 39, p. 148-151, 2008.

ASHOK, S. Optimised model for community-based hybrid energy system. **Renewable energy**, v. 32, n. 7, p. 1155-1164, 2007. ISSN 0960-1481.

ASKARZADEH, A. et al. A population-based simulated annealing algorithm for global optimization. *Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, 2016 IEEE International Conference on, 2016, IEEE. p.004626-004633.

ATTAVIRIYANUPAP, P. et al. A fuzzy-optimization approach to dynamic economic dispatch considering uncertainties. **IEEE Trans. Power Syst.** **19 (3) (2004) 1299–1307**, 2004.

AUGUSTEEN, W.; GEETHA, S.; RENGARAJ, R. Economic dispatch incorporation solar energy using particle swarm optimization. *Electrical Energy Systems (ICEES)*, 2016 3rd International Conference on, 2016, IEEE. p.67-73.

AUGUSTEEN, W.; KUMARI, R.; RENGARAJ, R. Economic and various emission dispatch using differential evolution algorithm. *Electrical Energy Systems (ICEES)*, 2016 3rd International Conference on, 2016, IEEE. p.74-78.

AZEVEDO, R. E. D. S. **Otimização multicritério para despacho econômico e ambiental de usinas térmicas utilizando enxame de partículas**. 2015. Universidade Federal do Pará

BAKIRTZIS, A.; GAVANIDOU, E. Optimum operation of a small autonomous system with unconventional energy sources. **Electric power systems research**, v. 23, n. 2, p. 93-102, 1992. ISSN 0378-7796.

BARISAL, A.; PRUSTY, R. Large scale economic dispatch of power systems using oppositional invasive weed optimization. **Applied Soft Computing**, v. 29, p. 122-137, 2015. ISSN 1568-4946.

BASU, M. A simulated annealing-based goal-attainment method for economic emission load dispatch of fixed head hydrothermal power systems. **Int J Electr Power Energy Syst** v. 27, n. 2, p. 147–153, 2005.

BASU, M. Dynamic economic emission dispatch using nondominated sorting genetic algorithm-II. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 30, n. 2, p. 140-149, 2008. ISSN 0142-0615.

_____. Economic environmental dispatch using multi-objective differential evolution. **Applied soft computing**, v. 11, n. 2, p. 2845-2853, 2011. ISSN 1568-4946.

_____. Combined heat and power economic emission dispatch using nondominated sorting genetic algorithm-II. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 53, p. 135-141, 2013. ISSN 0142-0615.

_____. Fuel constrained economic emission dispatch using nondominated sorting genetic algorithm-II. **Energy**, v. 78, p. 649-664, 2014. ISSN 0360-5442.

BASU, M. Fuel constrained economic emission dispatch using nondominated sorting genetic algorithm-II. **Energy**, v. 78, n. 0, p. 649-664, 12/15/ 2014. ISSN 0360-5442. Disponível em: < <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S036054421401202X> >.

BAYÓN, L. et al. The exact solution of the environmental/economic dispatch problem. **IEEE transactions on power systems**, v. 27, n. 2, p. 723-731, 2012. ISSN 0885-8950.

BEHERA, S.; SAHOO, S.; PATI, B. A review on optimization algorithms and application to wind energy integration to grid. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 48, p. 214-227, 2015. ISSN 1364-0321.

BENASLA, L.; BELMADANI, A.; RAHLI, M. Hooke-Jeeves' Method Applied to a New Economic Dispatch Problem Formulation. **Journal of Information Science & Engineering**, v. 24, n. 3, 2008. ISSN 1016-2364.

BHATTACHARJEE, K.; BHATTACHARYA, A.; NEE DEY, S. H. Backtracking search optimization based economic environmental power dispatch problems. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 73, p. 830-842, 2015. ISSN 0142-0615.

BHESDADIYA, R. et al. Price penalty factors based approach for combined economic emission dispatch problem solution using Dragonfly Algorithm. Energy Efficient Technologies for Sustainability (ICEETS), 2016 International Conference on, 2016, IEEE. p.436-441.

BO, Z.; YI-JIA, C. Multiple objective particle swarm optimization technique for economic load dispatch. **Journal of Zhejiang University-Science A**, v. 6, n. 5, p. 420-427, 2005. ISSN 1673-565X.

BRODSKY, S. F.; HAHN, R. W. Assessing the influence of power pools on emission constrained economic dispatch. **IEEE transactions on power systems**, v. 1, n. 1, p. 57-62, 1986. ISSN 0885-8950.

BUENO, F. Métodos Heurísticos-Teoria e Implementações. **IFSC. Araranguá**, 2009.

CARAPETO, C.; ALVES, F.; CAEIRO, S. Educação ambiental. **Lisboa: Universidade Aberta**, 1998.

CHEN, M.; ATTA-KONADU, R. Mathematical programming model for energy system design. **Energy sources**, v. 19, n. 8, p. 789-801, 1997. ISSN 0090-8312.

CHOWDHURY, B. H.; RAHMAN, S. A review of recent advances in economic dispatch. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 5, n. 4, p. 1248-1259, 1990. ISSN 0885-8950.

COCOCCIONI, M. et al. Solving the environmental economic dispatch problem with prohibited operating zones in microgrids using NSGA-II and TOPSIS. Proceedings of the 31st Annual ACM Symposium on Applied Computing, 2016, ACM. p.2154-2157.

CONNORS, S.; MCGOWAN, J.; MANWELL, J. Wind/diesel village-scale electric power systems: The performance and economic analysis of a simulated village system. **Solar & Wind Technology**, v. 7, n. 4, p. 423-439, 1990. ISSN 0741-983X.

CONTAXIS, G.; KABOURIS, J. Short term scheduling in a wind/diesel autonomous energy system. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 6, n. 3, p. 1161-1167, 1991. ISSN 0885-8950.

CONTAXIS, G.; KABOURIS, J.; CHADJIVASSILIADIS, J. Optimum operation of an autonomous energy system. Proc. European Wind Energy Association Conf.,(EWEC), Rome, 1986.

DAS, D. B.; PATVARDHAN, C. New multi-objective stochastic search technique for economic load dispatch. **IEE Proceedings-Generation, Transmission and Distribution**, v. 145, n. 6, p. 747-752, 1998. ISSN 1350-2360.

DE LORENA STANZANI, A. et al. Solving the Multiobjective Environmental/Economic Dispatch Problem using Weighted Sum and ϵ -Constraint Strategies and a Predictor-Corrector Primal-Dual Interior Point Method. **Journal of Control, Automation and Electrical Systems**, v. 25, n. 4, p. 503-515, 2014. ISSN 2195-3880.

DEVENDRA BISEN , H. M. D., MANJAREE PANDIT, B. K. PANIGRAHI. Solution of Large Scale Economic Load Dispatch Problem using Quadratic Programming and GAMS: A Comparative Analysis. **Journal of Information and Computing Science**, v. Vol. 7, No. 3, p. 200-211, 2012.

DEVI, A. L.; KRISHNA, O. V. Combined economic and emission dispatch using evolutionary algorithms-a case study. **ARPN Journal of engineering and applied sciences**, v. 3, n. 6, p. 28-35, 2008.

DHAMANDA ASHISH et al. A Traditional Approach to Solve Economic Load Dispatch Problem of Thermal Generating Unit Using MATLAB Programming. **International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT)**, v. Vol. 2, n. Issue 9, September – 2013, 2013. ISSN 2278-0181.

DHANRAJ, R. M. S.; GAJENDRAN, F. Quadratic programming solution to Emission and Economic Dispatch Problem. **Journal of the Institution of engineers (India)**, pt EL, Vol. 86 pp.129-132, 2005.

DHILLON, J.; KOTHARI, D. Power system optimization. **Preintce Hall of India Private Limited**, 2010.

DIXIT, G. P. et al. Economic load dispatch using artificial bee colony optimization. **International Journal of Advances in Electronics Engineering**, v. 1, n. 1, p. 119-124, 2011.

DOS REIS, L. B. **Geração de energia elétrica: tecnologia, inserção ambiental, planejamento, operação e análise de viabilidade**. 2. Manole, 2011. ISBN 9788520415368. Disponível em: < <https://books.google.com.br/books?id=UZyuAAAACAAJ> >.

DOWSLAND, K.; ADENSO-DÍAZ, B. Heuristic design and fundamentals of the Simulated Annealing. **Inteligencia Artificial**, v. 19, n. 93, p. 102, 2003.

DOWSLAND, K. A.; ADENSO-DÍAZ, B. Diseño de Heurísticas y Fundamentos del Recocido Simulado. **Inteligencia Artificial, Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial**, v. 7, n. 19, p. 93-102, 2003.

FARAG, A.; AL-BAIYAT, S.; CHENG, T. Economic load dispatch multiobjective optimization procedures using linear programming techniques. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 10, n. 2, p. 731-738, 1995. ISSN 0885-8950.

GALLEGO, R. et al. Técnicas heurísticas y metaheurísticas de optimización. **Editorial Universidad Tecnológica de Pereira, ISBN**, v. 1356754490, 2015.

GARG, R.; SHARMA, A. ECONOMIC GENERATION AND SCHEDULING OF POWER BY GENETIC ALGORITHM. **Journal of Theoretical & Applied Information Technology**, v. 4, n. 12, 2008. ISSN 1992-8645.

GAVANIDOU, E.; BAKIRTZIS, A.; DOKOPOULOS, P. A probabilistic method for the evaluation of the performance and the reliability of wind-diesel energy systems. **IEEE transactions on energy conversion**, v. 8, n. 2, p. 197-206, 1993. ISSN 0885-8969.

GENT, M.; LAMONT, J. W. Minimum-emission dispatch. **IEEE Transactions on power apparatus and systems**, n. 6, p. 2650-2660, 1971. ISSN 0018-9510.

GHASEMI, M. et al. Multi-objective optimal electric power planning in the power system using Gaussian bare-bones imperialist competitive algorithm. **Information Sciences**, v. 294, p. 286-304, 2015. ISSN 0020-0255.

GONÇALVES, C. Metodologia de planejamento para inserção de geradores fotovoltaicos em redes elétricas isoladas e supridas por geradores a diesel. 2013.

GONÇALVES, E. Métodos híbridos de pontos interiores/exteriores e de aproximantes de funções em problemas multiobjetivo de despacho econômico e ambiental. 2015.

GRANELLI, G. et al. Emission constrained dynamic dispatch. **Electric Power Systems Research**, v. 24, n. 1, p. 55-64, 1992. ISSN 0378-7796.

GÜÇYETMEZ, M.; ÇAM, E. A new hybrid algorithm with genetic-teaching learning optimization (G-TLBO) technique for optimizing of power flow in wind-thermal power systems. **Electrical Engineering**, v. 98, n. 2, p. 145-157, 2016. ISSN 0948-7921.

GUPTA, A.; SAINI, R.; SHARMA, M. Modelling of hybrid energy system for off grid electrification of clusters of villages. Power Electronics, Drives and Energy Systems, 2006. PEDES'06. International Conference on, 2006, IEEE. p.1-5.

_____. Design of an optimal hybrid energy system model for remote rural area power generation. Electrical Engineering, 2007. ICEE'07. International Conference on, 2007, IEEE. p.1-6.

GUPTA, A.; SWARNKAR, K.; WADHWANI, A. Combined economic emission dispatch problem using particle swarm optimization. **International Journal of Computer Applications**, v. 49, n. 6, 2012. ISSN 0975-8887.

HAPP, H. Optimal power dispatch A comprehensive survey. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, v. 96, n. 3, p. 841-854, 1977. ISSN 0018-9510.

HOTA, P. K.; SAHU, N. C.; BARISAL, A. K. Multi Objective Generation Dispatch of a Hybrid System with Fuzzy based Space Search Algorithm. **International Journal on Electrical Engineering and Informatics**, v. 8, n. 3, p. 528, 2016. ISSN 2085-6830.

ISMAIL, M. S.; MOGHAVVEMI, M.; MAHLIA, T. M. I. Genetic algorithm based optimization on modeling and design of hybrid renewable energy systems. **Energy Conversion and Management**, v. 85, p. 120-130, 9// 2014. ISSN 0196-8904. Disponível em: < <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0196890414004750> >.

J.S. DHILLON, S. C. P., D.P.KOTHARI. Multiobjective optimal thermal power dispatch. **Electrical Power Energy Syst**, v. 16, n. 6, p. 383–389, 1994.

JANA, C.; CHATTOPADHYAY, R. Block level energy planning for domestic lighting—a multi-objective fuzzy linear programming approach. **Energy**, v. 29, n. 11, p. 1819-1829, 2004. ISSN 0360-5442.

JANA, D. et al. Dynamic Economic Emission Dispatch using self-adaptive multivariate distribution based modified Real Coded Genetic Algorithm. Computing and Communication Workshop and Conference (CCWC), 2017 IEEE 7th Annual, 2017, IEEE. p.1-5.

JEBARAJ, L. et al. Application of differential evolution algorithm in static and dynamic economic or emission dispatch problem: A review. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, 2017. ISSN 1364-0321.

JIANG, S.; JI, Z.; SHEN, Y. A novel hybrid particle swarm optimization and gravitational search algorithm for solving economic emission load dispatch problems with various practical constraints. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 55, p. 628-644, 2014. ISSN 0142-0615.

JUBRIL, A. et al. Economic-emission dispatch problem: A semi-definite programming approach. **Applied Energy**, v. 134, p. 446-455, 2014. ISSN 0306-2619.

JÚNIOR, J. D. A. B. et al. Solution to economic emission load dispatch by simulated annealing: case study. **Electrical Engineering**, p. 1-13, 2017. ISSN 1432-0487. Disponível em: < <http://dx.doi.org/10.1007/s00202-017-0544-0> >.

KAMBOJ, V. K.; BATH, S.; DHILLON, J. Solution of non-convex economic load dispatch problem using Grey Wolf Optimizer. **Neural Computing and Applications**, p. 1-16, 2015. ISSN 0941-0643.

KAMBOJ, V. K.; BHADORIA, A.; BATH, S. Solution of non-convex economic load dispatch problem for small-scale power systems using ant lion optimizer. **Neural Computing and Applications**, v. 28, n. 8, p. 2181-2192, 2017. ISSN 0941-0643.

KANDIL, M.; FARGHAL, S.; EL-ALFY, A. Optimum operation of an autonomous energy system suitable for new communities in developing countries. **Electric Power Systems Research**, v. 21, n. 2, p. 137-146, 1991. ISSN 0378-7796.

KING, R. T. A.; RUGHOOPUTH, H. C. Elitist multiobjective evolutionary algorithm for environmental/economic dispatch. Evolutionary Computation, 2003. CEC'03. The 2003 Congress on, 2003, IEEE. p.1108-1114.

KING, R. T. A.; RUGHOOPUTH, H. C.; DEB, K. Evolutionary multi-objective environmental/economic dispatch: Stochastic versus deterministic approaches. International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization, 2005, Springer. p.677-691.

KIRKPATRICK, S.; GELATT, C. D.; VECCHI, M. P. Optimization by simulated annealing. **science**, v. 220, n. 4598, p. 671-680, 1983. ISSN 0036-8075.

KLINCEWICZ, J. G. Avoiding local optima in the p-hub location problem using tabu search and GRASP. **Annals of Operations research**, v. 40, n. 1, p. 283-302, 1992. ISSN 0254-5330.

KNOWLES, J. D.; CORNE, D. W. Approximating the nondominated front using the Pareto archived evolution strategy. **Evolutionary computation**, v. 8, n. 2, p. 149-172, 2000.

KOTHARI, D. P.; DHILLON, J. S. Power System Optimization. **PHI Learning Pvt. Ltd, Second Edition**, 2011.

KRISHNAN, G.; KRISHNAN, A. Study on techniques for combined economic and emission dispatch. **Global Journal of Researches in Engineering, Electrical and Electronical Engineering**, v. 11, n. 5, 2011.

LECHUGA, M.; COELLO, E. MOPSO: A proposal for multiple objective particle swarm optimization. Proceedings of the 2002 Congress on Evolutionary Computation, Part of the 2002 IEEE World Congress on Computational Intelligence, 2002. p.2051-11056.

LI, M. et al. Stochastic multi-objective optimization for economic-emission dispatch with uncertain wind power and distributed loads. **Electric Power Systems Research**, v. 116, p. 367-373, 2014. ISSN 0378-7796.

LING, S. et al. Improved genetic algorithm for economic load dispatch with valve-point loadings. Industrial Electronics Society, 2003. IECON'03. The 29th Annual Conference of the IEEE, 2003, IEEE. p.442-447.

LIU, T. et al. Cultural quantum-behaved particle swarm optimization for environmental/economic dispatch. **Applied Soft Computing**, v. 48, p. 597-611, 11// 2016. ISSN 1568-4946. Disponível em: < <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1568494616301697> >.

LOBATO, F. S. et al. **Design and identification problems of rotor bearing systems using the simulated annealing algorithm.** INTECH Open Access Publisher, 2012. ISBN 9535107674.

MAHDI, F. P. et al. Quantum particle swarm optimization for multiobjective combined economic emission dispatch problem using cubic criterion function. *Imaging, Vision & Pattern Recognition (icIVPR), 2017 IEEE International Conference on, 2017, IEEE.* p.1-5.

MANDAL, K. et al. Non-convex emission constrained economic dispatch using a new self-adaptive particle swarm optimization technique. **Applied Soft Computing**, v. 28, p. 188-195, 2015. ISSN 1568-4946.

MANTEAW, E. D. **Combined Economic And Emission Dispatch (CEED) Considering Losses Using Artificial Bee Colony And Particle Swarm Optimization Hybrid With Cardinal Priority Ranking.** 2013. University of Nairobi

MARQUES, A. C.; FUINHAS, J. A. **Are Renewables Effective in Promoting Growth? Evidence from 21 EU Members.** INTECH Open Access Publisher, 2011. ISBN 9533079398.

MATSON, P. et al. Advancing the science of climate change. **The National Academy of Sciences**, p. 20, 2010.

METROPOLIS, N. et al. Equation of state calculations by fast computing machines. **The journal of chemical physics**, v. 21, n. 6, p. 1087-1092, 1953. ISSN 0021-9606.

MIRANDA, V.; HANG, P. S. Economic dispatch model with fuzzy wind constraints and attitudes of dispatchers. **IEEE Transactions on power systems**, v. 20, n. 4, p. 2143-2145, 2005. ISSN 0885-8950.

MIRJALILI, S. The ant lion optimizer. **Advances in Engineering Software**, v. 83, p. 80-98, 2015. ISSN 0965-9978.

_____. Dragonfly algorithm: a new meta-heuristic optimization technique for solving single-objective, discrete, and multi-objective problems. **Neural Computing and Applications**, v. 27, n. 4, p. 1053-1073, 2016. ISSN 0941-0643.

MIRJALILI, S.; JANGIR, P.; SAREMI, S. Multi-objective ant lion optimizer: a multi-objective optimization algorithm for solving engineering problems. **Applied Intelligence**, v. 46, n. 1, p. 79-95, 2017. ISSN 0924-669X.

MODIRI-DELSHAD, M. et al. Backtracking search algorithm for solving economic dispatch problems with valve-point effects and multiple fuel options. **Energy**, v. 116, p. 637-649, 2016. ISSN 0360-5442.

MODIRI-DELSHAD, M.; RAHIM, N. A. Multi-objective backtracking search algorithm for economic emission dispatch problem. **Applied Soft Computing**, v. 40, p. 479-494, 2016. ISSN 1568-4946.

MONDAL, S.; BHATTACHARYA, A.; NEE DEY, S. H. Multi-objective economic emission load dispatch solution using gravitational search algorithm and considering wind power penetration. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 44, n. 1, p. 282-292, 2013. ISSN 0142-0615.

MULLICK, B.; DAS, D.; KARTHIKEYAN, S. P. Heuristic approach on economic load dispatch problem using willingness to pay along with incentive based load curtailment schemes. Cogeneration, Small Power Plants and District Energy (ICUE), International Conference on, 2016, IEEE. p.1-5.

NASCIMENTO, M. H. R. Uma nova solução para a otimização do despacho econômico e ambiental utilizando metaheurísticas da computação bio-inspirada. 2016.

NASCIMENTO, M. H. R. et al. A new solution to the economical load dispatch of power plants and optimization using differential evolution. **Electrical Engineering**, p. 1-11, 2016. ISSN 1432-0487. Disponível em: < <http://dx.doi.org/10.1007/s00202-016-0385-2> >.

NWULU, N. I.; XIA, X. Multi-objective dynamic economic emission dispatch of electric power generation integrated with game theory based demand response programs. **Energy Conversion and Management**, v. 89, n. 0, p. 963-974, 1/1/ 2015. ISSN 0196-8904. Disponível em: < <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0196890414009510> >.

PARK, J.-B. et al. A particle swarm optimization for economic dispatch with nonsmooth cost functions. **IEEE Transactions on Power systems**, v. 20, n. 1, p. 34-42, 2005. ISSN 0885-8950.

PATHANIA, A. K.; MEHTA, S.; RZA, C. Multi-Objective Dispatch of Thermal System using Dragonfly Algorithm. **International Journal of Engineering Research**, v. 5, n. 11, p. 861-866, 2016. ISSN 2347-5013.

PRASAD, A. R.; NATARAJAN, E. Optimization of integrated photovoltaic-wind power generation systems with battery storage. **Energy**, v. 31, n. 12, p. 1943-1954, 2006. ISSN 0360-5442.

PURKAYASTHA, B.; SINHA, N. Optimal Combined Economic and Emission load dispatch using modified NSGA II with adaptive crowding distance. **International Journal of information Technology and Knowledge management**, v. 2, n. 2, p. 553-59, 2010.

QU, B. et al. A survey on multi-objective evolutionary algorithms for the solution of the environmental/economic dispatch problems. **Swarm and Evolutionary Computation**, 2017. ISSN 2210-6502.

RAHUL DOGRA, N. G., HARSHA SAROA. Economic Load Dispatch Problem and Matlab Programming of Different Methods. **International Conference of Advance Research and Innovation (ICARI-2014)**, 2014.

RAJA, M. A. Z. et al. Bio-inspired heuristics hybrid with sequential quadratic programming and interior-point methods for reliable treatment of economic load dispatch problem. **Neural Computing and Applications**, p. 1-29, 2017. ISSN 0941-0643.

RAJU, M.; SAIKIA, L. C.; SINHA, N. Automatic generation control of a multi-area system using ant lion optimizer algorithm based PID plus second order derivative controller. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 80, p. 52-63, 2016. ISSN 0142-0615.

RAY, S. Economic Load Dispatch Solution using Interval Gradient Method. **Advanced Research in Electrical and Electronic Engineering**, v. 1, n. 4, 2014. ISSN 2349-5812.

REVATHY, K.; NITHIYANANDHAM. "Economic dispatch using particle swarm optimization,". **International Journal of Advanced Research in Electrical, Electronics and Instrumentation Engineering**, vol. 3, Special Issue 59-66., 2014.

ROCHA, G. O. D. et al. Chemistry without borders: the energy challenges. **Química Nova**, v. 36, n. 10, p. 1540-1551, 2013. ISSN 0100-4042.

RODRÍGUEZ-TORAL, M. A.; MORTON, W.; MITCHELL, D. R. The use of new SQP methods for the optimization of utility systems. **Computers and Chemical Engineering**, Vol. 25, No. 2-3, pp. 287-300, 2001.

ROY, N.; GHOSH, A.; SANYAL, K. Normal Boundary Intersection based multi-objective Harmony Search algorithm for environmental Economic Load Dispatch problem. Power Systems (ICPS), 2016 IEEE 6th International Conference on, 2016, IEEE. p.1-6.

ROY, P. K.; BHUI, S. A multi-objective hybrid evolutionary algorithm for dynamic economic emission load dispatch. **International Transactions on Electrical Energy Systems**, v. 26, n. 1, p. 49-78, 2016. ISSN 2050-7038.

SABER, A. Y.; RAHMAN, D. M. F. Economic load dispatch using particle swarm differential evolution optimization. 2011 IEEE Power and Energy Society General Meeting, 2011, 24-29 July 2011. p.1-8.

SANJID, A. et al. Production of palm and jatropha based biodiesel and investigation of palm-jatropha combined blend properties, performance, exhaust emission and noise in an unmodified diesel engine. **Journal of Cleaner Production**, v. 65, p. 295-303, 2014. ISSN 0959-6526.

SCHMITT, M.; WANKA, R. Particle swarm optimization almost surely finds local optima. **Theoretical Computer Science**, v. 561, p. 57-72, 2015. ISSN 0304-3975.

SECUI, D. C. et al. A swarm intelligence approach to the power dispatch problem. **International Journal of Computers Communications & Control**, v. 5, n. 3, p. 375-384, 2010. ISSN 1841-9836.

SINGH, S. et al. Modeling and parameter optimization of hybrid single channel photovoltaic thermal module using genetic algorithms. **Solar Energy**, v. 113, p. 78-87, 2015. ISSN 0038-092X.

SONG, H. M.; SULAIMAN, M. H.; MOHAMED, M. R. An application of grey wolf optimizer for solving combined economic emission dispatch problems. **International Review on Modelling and Simulations (IREMOS)**, v. 7, n. 5, p. 838-844, 2014. ISSN 1974-983X.

SONG, Y. H. et al. Environmental/economic dispatch using fuzzy logic controlled genetic algorithms. **IEE Proceedings - Generation, Transmission and Distribution**, v. 144, n. 4, p. 377-382, 1997. ISSN 1350-2360.

SONMEZ, Y. Multi-objective environmental/economic dispatch solution with penalty factor using Artificial Bee Colony algorithm. **Scientific Research and Essays**, v. 6, n. 13, p. 2824-2831, 2011. ISSN 1992-2248.

SOUZA, M. A. D. S. Investigação e aplicação de métodos primal-dual pontos interiores em problemas de despacho econômico e ambiental. 2010.

STANZANI, A. D. L. Método previsor-corretor primal-dual de pontos interiores em problemas multiobjetivo de despacho econômico e ambiental. 2012.

SURESH, V.; SREEJITH, S. Generation dispatch of combined solar thermal systems using dragonfly algorithm. **Computing**, v. 99, n. 1, p. 59-80, 2017. ISSN 0010-485X.

SWAMINATHAN, S. et al. A MNLP Formulation for Power System Scheduling'. Solar 93 conference proceedings, 1993. p.446-451.

TALAQ, J.; EL-HAWARY, F.; EL-HAWARY, M. A summary of environmental/economic dispatch algorithms. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 9, n. 3, p. 1508-1516, 1994. ISSN 0885-8950.

TEZER, T.; YAMAN, R.; YAMAN, G. Evaluation of approaches used for optimization of stand-alone hybrid renewable energy systems. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 73, p. 840-853, 6// 2017. ISSN 1364-0321. Disponível em: < <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032117301272> >.

TURGUT, M. S.; DEMIR, G. K. Quadratic approximation-based hybrid Artificial Cooperative Search algorithm for economic emission load dispatch problems. **International Transactions on Electrical Energy Systems**, v. 27, n. 4, 2017. ISSN 2050-7038.

VAN LAARHOVEN, P. J.; AARTS, E. H. Simulated annealing. In: (Ed.). **Simulated Annealing: Theory and Applications**: Springer, 1987. p.7-15.

VLACHOS, A. Simulated annealing algorithm for environmental/economic dispatch problem. **Journal of Information and Computing Science**, v. 6, n. 1, p. 64-72, 2011.

WALTERS DC; GB., S. Genetic algorithm solution of economic dispatch with valve point loading. **IEEE Trans Power Syst**, v. 8, n. 3, p. 1325-32, 1993.

WALTERS, D. C.; SHEBLE, G. B. Genetic algorithm solution of economic dispatch with valve point loading. **IEEE transactions on Power Systems**, v. 8, n. 3, p. 1325-1332, 1993. ISSN 0885-8950.

WANG, L.; SINGH, C. Environmental/economic power dispatch using a fuzzified multi-objective particle swarm optimization algorithm. **Electric Power Systems Research**, v. 77, n. 12, p. 1654-1664, 2007. ISSN 0378-7796.

WIES, R. W. et al. Simulink model for economic analysis and environmental impacts of a PV with diesel-battery system for remote villages. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 20, n. 2, p. 692-700, 2005. ISSN 0885-8950.

WONG, K.; FUNG, C. Simulated annealing based economic dispatch algorithm. IEE proceedings C (generation, transmission and distribution), 1993, IET. p.509-515.

WOOD AJ; BF., W. **Power generation operation and control**. New York: John Wiley & Sons; 1984, 1984.

XIAO-HUA, W.; YONG-MEI, Z. Chaotic quantum-behaved PSO Algorithm for Power System Economic Load Dispatch. **International Journal of digital content Technology and its Applications**, v. 5, n. 8, 2011.

YAŞAR, C.; FADİL, S. Solution to environmental/economic dispatch problem by using first order gradient method. 5th International Conference on Electrical and Electronics Engineering, ELECO, 2007. p.5-7.

YOLANDA VIEIRA DE ABREU, H. R. O. J. E. C. L. **Biodiesel no Brasil em Três Hiatos: Selo Combustível Social, Empresas e Leilões. 2005 a 2012**. Yolanda Vieira de Abreu, ISBN 9788415774013. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=X96L-QG-Yf4C>>.

YOUNES, M.; BENHAMIDA, F. Genetic algorithm-particle swarm optimization (GA-PSO) for economic load dispatch. **Przeglad Elektrotechniczny**, v. 4, 2011.

YOUNES, M.; KHODJA, F.; KHERFANE, R. L. Multi-objective economic emission dispatch solution using hybrid FFA (firefly algorithm) and considering wind power penetration. **Energy**, v. 67, p. 595-606, 2014. ISSN 0360-5442.

YOUNG, S. Integrated solar energy system optimization. **Journal of Solar Energy Engineering**, v. 104, n. 4, p. 310-316, 1982. ISSN 0199-6231.

ZANAKIS, S. H.; EVANS, J. R. Heuristic "optimization": Why, when, and how to use it. **Interfaces**, v. 11, n. 5, p. 84-91, 1981. ISSN 0092-2102.

ZHANG, Y.; GONG, D.-W.; DING, Z. A bare-bones multi-objective particle swarm optimization algorithm for environmental/economic dispatch. **Information sciences**, v. 192, p. 213-227, 2012. ISSN 0020-0255.

ZHOU, J. et al. A multi-objective multi-population ant colony optimization for economic emission dispatch considering power system security. **Applied Mathematical Modelling**, v. 45, p. 684-704, 5// 2017. ISSN 0307-904X. Disponível em: < <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0307904X1730001X> >.

ZOU, D. et al. A new global particle swarm optimization for the economic emission dispatch with or without transmission losses. **Energy Conversion and Management**, v. 139, p. 45-70, 5/1/ 2017. ISSN 0196-8904. Disponível em: < <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0196890417301395> >.

ANEXOS

ANEXO I

DADOS CARACTERÍSTICOS DOS GERADORES (UTE MANAUS)

Gerador 01									
CONSUMOS REAIS E EFICIÊNCIAS DE CADA MÁQUINA									
Data da Medição:	04.07.20 13	04.07.20 13	04.07.20 13	05.07.20 13	05.07.20 13	05.07.20 13	05.07.20 13	05.07.20 13	05.07.20 13
Horário da Medição:	10:06	10:46	11:52	09:05	09:38	10:54	11:05	LIM.	LIM.
Temperatura Externa:	31.0	31.0	31.0	36.0	36.0	36.0	36.0		
Temperatura Admissão da Mistura:	39.1	39.8	38.9	34.2	34.8	35.6	36.2		
VARIÁVEIS	100%	90%	80%	70%	60%	50%	40%	30%	20%
Consumo de combustível em m3/hor	805,3	717,5	640,8	575,6	502,6	431,6	359,6	0,0	0,0
Consumo de combustível em l/seg	223,7	199,3	178,0	159,9	139,6	119,9	99,9		
Potência Elétrica / Q (kW)	1331,00	1211,00	1016,00	741,00	713,00	467,00	505,00		
Potência de saída do motor em kW / P (kW)	3.351	2.980	2.640	2.310	1.980	1.650	1.320	990	660

Fonte: (NASCIMENTO, 2016).

Gerador 02									
CONSUMOS REAIS E EFICIÊNCIAS DE CADA MÁQUINA									
Data da Medição:	03.07.20 13	03.07.20 013	03.07.20 13						
Horário da Medição:	09:54	10:09	19:29	10:50	11:13	11:34	11:47	12:00	12:11
Temperatura Externa:	26.3	26.3	26.3	26.3	26.3	26.3	26.3	26.3	26.3
Temperatura Admissão da Mistura:	33.1	33.1	33.3	31.6	29.5	29.5	29.2	29.3	29.8
VARIÁVEIS	100%	90%	80%	70%	60%	50%	40%	30%	20%
Consumo de combustível em m3/hor	771,5	694,8	618,8	542,9	472,0	398,9	331,6	271,1	209,2
Consumo de combustível em l/seg	214,3	193,0	171,9	150,8	131,1	110,8	92,1	75,3	58,1
Potência Elétrica / Q (kW)	841,00	811,00	776,00	609,00	215,00	370,00	318,00	316,00	565,00
Potência de saída do motor em kW / P (kW)	3.701	2.980	2.640	2.310	1.980	1.650	1.320	990	660

Fonte: (NASCIMENTO, 2016).

Gerador 03									
CONSUMOS REAIS E EFICIÊNCIAS DE CADA MÁQUINA									
Data da Medição:	03.07.20 13								
Horário da Medição:	09:52	10:05	10:26	10:47	11:06	11:31	11:56	12:07	12:21
Temperatura Externa:	26.3	26.3	26.3	26.3	26.3	26.3	26.3	26.3	26.3
Temperatura Admissão da Mistura:	27.2	27.2	27.2	27.3	25.1	24.	24.4	24.3	24.4
VARIÁVEIS	100%	90%	80%	70%	60%	50%	40%	30%	20%
Consumo de combustível em m3/hor	775,4	695,2	619,2	547,9	472,0	401,4	337,3	267,8	206,3
Consumo de combustível em l/seg	215,4	193,1	172,0	152,2	131,1	111,5	93,7	74,4	57,3
Potência Elétrica / Q (kW)	903,00	818,00	744,00	578,00	228,00	366,00	-422,00	-326,00	561,00
Potência de saída do motor em kW / P (kW)	3.602	2.980	2.640	2.310	1.980	1.650	1.320	990	660

Fonte: (NASCIMENTO, 2016).

Gerador 04									
CONSUMOS REAIS E EFICIÊNCIAS DE CADA MÁQUINA									
Data da Medição:	03.07.20 13								
Horário da Medição:	08:50	09:05	09:21	09:34	09:48	10:03	10:30	10:45	11:05
Temperatura Externa:	26.6	26.6	26.6	26.6	26.6	26.6	26.6	26.6	26.6
Temperatura Admissão da Mistura:	33.5	33.5	33.7	34.4	33.6	33.0	33.3	32.5	30.7
VARIÁVEIS	100%	90%	80%	70%	60%	50%	40%	30%	20%
Consumo de combustível em m3/hor	754,9	670,0	592,2	524,9	459,0	395,3	330,5	266,8	204,1
Consumo de combustível em l/seg	209,7	186,1	164,5	145,8	127,5	109,8	91,8	74,1	56,7
Potência Elétrica / Q (kW)	944,00	843,00	791,00	613,00	512,00	416,00	360,00	272,00	521,00
Potência de saída do motor em kW / P (kW)	3.351	2.980	2.640	2.310	1.980	1.650	1.320	990	660

Fonte: (NASCIMENTO, 2016).

Gerador 05									
CONSUMOS REAIS E EFICIÊNCIAS DE CADA MÁQUINA									
Data da Medição:	03.07.20 13	03.07.20 13	03.07.20 13	03.07.20 13	03.07.20 13	05.07.20 13	05.07.20 13	05.07.20 13	05.07.20 13
Horário da Medição:	08:36	08:49	09:04	09:20	09:33	09:46	10:53	12:48	12:58
Temperatura Externa:	26.6	26.6	26.6	26.6	26.6	26.6	35.4	35.4	35.4
Temperatura Admissão da Mistura:	31.1	31	31.3	30.5	32.1	30.6	35.9	37.3	37.6
VARIÁVEIS	100%	90%	80%	70%	60%	50%	40%	30%	20%
Consumo de combustível em m3/hor	757,8	683,6	611,6	542,9	469,1	398,2	336,2	272,5	213,8
Consumo de combustível em l/seg	210,5	189,9	169,9	150,8	130,3	110,6	93,4	75,7	59,4
Potência Elétrica / Q (kW)	949,00	889,00	751,00	659,00	511,00	495,00	448,00	393,00	544,00
Potência de saída do motor em kW / P (kW)	3.453	2.980	2.640	2.310	1.980	1.650	1.320	990	660

Fonte: (NASCIMENTO, 2016).

Gerador 06									
CONSUMOS REAIS E EFICIÊNCIAS DE CADA MÁQUINA									
Data da Medição:	04.07.20 13	04.07.20 13	05.07.20 13						
Horário da Medição:	10:07	11:02	11:26	09:50	10:04	10:27	11:20	11:44	13:25
Temperatura Externa:			35.5	35.5	35.5	35.5	35.5	35.5	
Temperatura Admissão da Mistura:	36.7	37.8	37.9	37.1	37.4	37.4	37.9	38.5	38.8
VARIÁVEIS	100%	90%	80%	70%	60%	50%	40%	30%	20%
Consumo de combustível em m3/hor	740,9	668,2	596,5	528,5	458,6	392,0	329,0	261,7	218,2
Consumo de combustível em l/seg	205,8	185,6	165,7	146,8	127,4	108,9	91,4	72,7	60,6
Potência Elétrica / Q (kW)	1306,00	1157,00	1056,00	925,00	666,00	531,00	472,00	384,00	514,00
Potência de saída do motor em kW / P (kW)	2.973	2.980	2.640	2.310	1.980	1.650	1.320	990	660

Fonte: (NASCIMENTO, 2016).

Gerador 07									
CONSUMOS REAIS E EFICIÊNCIAS DE CADA MÁQUINA									
Data da Medição:	02.07.20 13	02.07.20 13	02.07.20 13	03.07.20 13	03.07.20 13	05.07.20 13	05.07.20 13		
Horário da Medição:	15:47	16:16	16:31	07:57	08:20	10:59	13:12		
Temperatura Externa:	30.7	30.7	30.7	26.1	26.1	26.1			
Temperatura Admissão da Mistura:	31.8	32.9	32.8	26.4	27.2	31.8	32.7		
VARIÁVEIS	100%	90%	80%	70%	60%	50%	40%	30%	20%
Consumo de combustível em m ³ /hor	756,0	689,4	609,8	520,6	469,1	398,9	396,0	0,0	0,0
Consumo de combustível em l/seg	210,0	191,5	169,4	144,6	130,3	110,8	110,0		
Potência Elétrica / Q (kW)	1154,00	1062,00	843,00	576,00	504,00	469,00	841,00		
Potência de saída do motor em kW / P (kW)	3.503	2.980	2.640	2.310	1.980	1.650	1.320	990	660

Fonte: (NASCIMENTO, 2016).

Gerador 08									
CONSUMOS REAIS E EFICIÊNCIAS DE CADA MÁQUINA									
Data da Medição:	02.07.20 13	02.07.20 13	02.07.20 13	05.07.20 13	05.07.20 13	05.07.20 13	05.07.20 13	03.07.20 13	03.07.20 13
Horário da Medição:	15:31	15:43	15:51	10:06	10:26	11:12	12:51	16:31	16:19
Temperatura Externa:	30.6	30.6	30.6	35.0	35.0	35.0	35.7	26.0	26.0
Temperatura Admissão da Mistura:	32.9	32.6	32.9	31.8	31.9	32.8	34.2	28.2	28.2
VARIÁVEIS	100%	90%	80%	70%	60%	50%	40%	30%	20%
Consumo de combustível em m ³ /hor	752,0	681,5	612,0	526,3	452,2	401,0	326,2	263,9	207,0
Consumo de combustível em l/seg	208,9	189,3	170,0	146,2	125,6	111,4	90,6	73,3	57,5
Potência Elétrica / Q (kW)	1160,00	1024,00	933,00	791,00	668,00	626,00	544,00	315,00	577,00
Potência de saída do motor em kW / P (kW)	3.333	2.980	2.640	2.310	1.980	1.650	1.320	990	660

Fonte: (NASCIMENTO, 2016).

Gerador 09									
CONSUMOS REAIS E EFICIÊNCIAS DE CADA MÁQUINA									
Data da Medição:	02.07.20 13	02.07.20 13	02.07.20 13	03.07.20 13	03.07.20 13	03.07.20 13	05.07.20 13	05.07.20 13	05.07.20 13
Horário da Medição:	15:49	16:04	16:18	16:06	16:18	16:30	11:04	12:52	13:02
Temperatura Externa:	30.7	30.7	30.7	26.0	26.0	26.0			
Temperatura Admissão da Mistura:	32.7	33.0	33.7	28.6	28.5	28.3	31.9	33.8	34.0
VARIÁVEIS	100%	90%	80%	70%	60%	50%	40%	30%	20%
Consumo de combustível em m3/hor	761,4	672,1	613,8	522,0	460,4	385,9	325,4	265,3	196,6
Consumo de combustível em l/seg	211,5	186,7	170,5	145,0	127,9	107,2	90,4	73,7	54,6
Potência Elétrica / Q (kW)	1161	1075	923,00	753,00	671,00	533,00	365,00	442,00	534,00
Potência de saída do motor em kW / P (kW)	3.903	2.980	2.640	2.310	1.980	1.650	1.320	990	660

Fonte: (NASCIMENTO, 2016).

Gerador 10									
CONSUMOS REAIS E EFICIÊNCIAS DE CADA MÁQUINA									
Data da Medição:	03.07.20 13								
Horário da Medição:	08:05	08:16	08:34	08:46	09:03	09:19	15:49	15:36	15:21
Temperatura Externa:	26.1	26.6	26.6	26.6	26.6	26.6	23.7	23.7	23.7
Temperatura Admissão da Mistura:	31.9	32	32.4	32.5	32.5	32.6	32.8	32.7	32.3
VARIÁVEIS	100%	90%	80%	70%	60%	50%	40%	30%	20%
Consumo de combustível em m3/hor	752,4	675,7	603,0	535,7	467,3	396,0	332,3	267,8	209,9
Consumo de combustível em l/seg	209,0	187,7	167,5	148,8	129,8	110,0	92,3	74,4	58,3
Potência Elétrica / Q (kW)	857,00	845,00	706,00	660,00	579,00	488,00	452,00	324,00	552,00
Potência de saída do motor em kW / P (kW)	2.953	2.980	2.640	2.310	1.980	1.650	1.320	990	660

Fonte: (NASCIMENTO, 2016).

ANEXO II

DADOS DE EMISSÕES DOS GERADORES (UTE MANAUS)

Medições de Emissões							
UGGN01	100%	90%	80%	70%	60%	50%	40%
% O ₂	10,45	10,17	9,91	9,63	9,30	8,85	8,48
ppm CO	362	324	352	384	431	498	580
ppm NO _x	232,8	199,9	194,1	198,7	220,6	242,8	263,2
ppm NO	123	106	119	137	164	196	217
ppm NO ₂	109,6	93,7	74,8	61,8	56,3	46,7	46,1
% CO ₂ IR	7,05	6,78	7,02	7,237	7,61	8,01	8,28
ppm CxHy	1734	2449	2398	2332	2120	1909	1272
°C Tstack	386,2	399,2	418,5	432,1	446,5	479	493,4
l/min Pump	0,94	0,96	0,96	0,96	0,98	0,97	0,98
°C Tamb	32,2	40	39,3	42,3	35,7	34,2	31,1

Fonte: (NASCIMENTO, 2016).

Medições de Emissões							
UGGN02	100%	90%	80%	70%	60%	50%	40%
% O ₂	10,41	10,32	10,17	9,94	9,73	9,39	8,93
ppm CO	367	391	418	454	483	437	490
ppm NO _x	232,5	205,5	191,5	182,4	177,2	185,4	182,3
ppm NO	123	119	127	141	155	105	111
ppm NO ₂	109,6	86,6	64,1	41,2	22,6	0,6	0,9
% CO ₂ IR	7,05	7,02	6,99	7,02	7,05	7,62	7,88
ppm CxHy	1734	2144	2373	2560	2684	2341	2332
°C Tstack	386,2	391	407,5	432,5	446,4	448,2	474,1
l/min Pump	0,94	0,94	0,95	0,96	0,97	0,98	0,98
°C Tamb	32,2	34,7	38,6	41,6	39,8	38,4	39,5

Fonte: (NASCIMENTO, 2016).

Medições de Emissões							
UGGN03	100%	90%	80%	70%	60%	50%	40%
% O ₂	10,44	10,40	10,23	10,04	9,71	9,39	8,93
ppm CO	403	372	369	385	419	437	490
ppm NO _x	111,3	108,4	98,6	96,5	97	105,4	112,3
ppm NO	111	108	98	96	97	105	111
ppm NO ₂	0	0,2	0,1	0,2	0,1	0,6	0,9
% CO ₂ IR	7,28	7,18	7,19	7,28	7,42	7,62	7,88
ppm CxHy	1283	1820	2074	2203	2304	2341	2332
°C Tstack	381,5	377,7	396,0	410,7	425,6	448,2	474,1
l/min Pump	0,94	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98
°C Tamb	31,9	34	36,4	36,3	38	38,4	39,5

Fonte: (NASCIMENTO, 2016).

Medições de Emissões							
UGGN4	100%	90%	80%	70%	60%	50%	40%
% O ₂	10,31	10,22	9,99	9,86	9,61	9,29	8,96
ppm CO	358	386	420	445	483	533	601
ppm NO _x	290,9	258,8	223,1	218	216,2	213,1	210,2
ppm NO	146	135	139	171	176	185	194
ppm NO ₂	145,4	123,3	83,9	46,5	40	28,3	15,9
% CO ₂ IR	6,82	6,94	7,09	7,16	7,33	7,5	7,7
ppm CxHy	1392	1537	1688	1706	1739	1771	1780
°C Tstack	390,3	406,1	426,2	439,4	462	478,8	510,4
l/min Pump	0,94	0,96	0,97	0,97	0,97	0,98	0,98
°C Tamb	27,2	27	27,8	28,2	28,1	29,1	28,6

Fonte: (NASCIMENTO, 2016).

Medições de Emissões							
UGGN5	100%	90%	80%	70%	60%	50%	40%
% O ₂	10,70	10,48	10,24	9,97	9,65	9,31	8,93
ppm CO	301	326	350	375	405	441	497
ppm NO _x	136,2	130,8	128,9	136,4	143,3	153,8	158,1
ppm NO	73	82	122	111	129	144	151
ppm NO ₂	62,7	48,4	7	25,5	14,8	9,6	7,6
% CO ₂ IR	6,65	6,78	6,96	7,11	7,3	7,47	7,63
ppm CxHy	1645	1741	1687	1727	1657	1551	1249
°C Tstack	381,3	396,1	418,3	444	472	493,5	495,7
l/min Pump	0,96	0,96	0,97	0,97	0,97	0,97	0,98
°C Tamb	27,5	29	27,4	27,3	27	26	27,2

Fonte: (NASCIMENTO, 2016).

Medições de Emissões							
UGGN6	100%	90%	80%	70%	60%	50%	40%
% O ₂	10,47	10,33	10,20	10,01	9,76	9,47	9,05
ppm CO	333	363	385	413	440	480	546
ppm NO _x	198,2	186,5	177,4	168,2	162,2	157,6	158,3
ppm NO	93	102	114	127	133	153	155
ppm NO ₂	105,6	84,2	63,5	41,6	29	4,8	3,5
% CO ₂ IR	6,66	6,78	6,89	7,06	7,24	7,47	7,78
ppm CxHy	1728	1745	1753	1674	1772	1712	1659
°C Tstack	383,1	400,4	419,3	434,5	437,4	477	419,7
l/min Pump	0,96	0,97	0,97	0,97	0,98	0,98	0,98
°C Tamb	38,4	36,6	36,3	34	34,4	32,4	31,5

Fonte: (NASCIMENTO, 2016).

Medições de Emissões							
UGGN7	100%	90%	80%	70%	60%	50%	40%
% O ₂	10,47	10,48	10,20	10,04	9,76	9,47	9,05
ppm CO	333	326	385	385	440	480	546
ppm NO _x	228,2	130,8	177,4	96,5	162,2	157,6	168,3
ppm NO	93	82	114	96	133	153	155
ppm NO ₂	105,6	48,4	63,5	0,2	29	4,8	3,5
% CO ₂ IR	6,66	6,78	6,89	7,28	7,24	7,47	7,78
ppm CxHy	1728	1741	1753	2203	1772	1712	1659
°C Tstack	383,1	396,1	419,3	410,7	437,4	477	419,7
l/min Pump	0,96	0,96	0,97	0,98	0,98	0,98	0,98
°C Tamb	38,4	29	36,3	36,3	34,4	32,4	31,5

Fonte: (NASCIMENTO, 2016).

Medições de Emissões							
UGGN8	100%	90%	80%	70%	60%	50%	40%
% O ₂	10,45	10,48	10,17	10,04	9,76	9,47	8,48
ppm CO	362	326	418	385	440	480	580
ppm NO _x	232,8	193,8	191,5	96,5	162,2	157,6	153,2
ppm NO	123	82	127	96	133	153	217
ppm NO ₂	109,6	48,4	64,1	0,2	29	4,8	46,1
% CO ₂ IR	6,57	6,78	6,99	7,28	7,24	7,47	8,28
ppm CxHy	1734	1741	2373	2203	1772	1712	1272
°C Tstack	386,2	396,1	407,5	410,7	437,4	477	493,4
l/min Pump	0,94	0,96	0,95	0,98	0,98	0,98	0,98
°C Tamb	32,2	29	38,6	36,3	34,4	32,4	31,1

Fonte: (NASCIMENTO, 2016).

Medições de Emissões							
UGGN9	100%	90%	80%	70%	60%	50%	40%
% O ₂	10,47	10,22	10,17	10,04	9,76	9,39	8,48
ppm CO	333	386	418	385	440	437	580
ppm NO _x	198,2	197,8	191,5	166,5	162,2	105,4	153,2
ppm NO	93	135	127	96	133	105	217
ppm NO ₂	105,6	123,3	64,1	0,2	29	0,6	46,1
% CO ₂ IR	6,66	6,94	6,99	7,28	7,24	7,62	8,28
ppm CxHy	1728	1537	2373	2203	1772	2341	1272
°C Tstack	383,1	406,1	407,5	410,7	437,4	448,2	493,4
l/min Pump	0,96	0,96	0,95	0,98	0,98	0,98	0,98
°C Tamb	38,4	27	38,6	36,3	34,4	38,4	31,1

Fonte: (NASCIMENTO, 2016).

Medições de Emissões							
UGGN10	100%	90%	80%	70%	60%	50%	40%
% O ₂	10,45	10,17	10,17	10,04	9,76	9,39	8,48
ppm CO	362	324	418	385	440	437	580
ppm NO _x	232,8	199,9	191,5	166,5	162,2	145,4	153,2
ppm NO	123	106	127	96	133	105	217
ppm NO ₂	109,6	93,7	64,1	0,2	29	0,6	46,1
% CO ₂ IR	6,65	6,78	6,99	7,28	7,24	7,62	8,28
ppm CxHy	1734	2449	2373	2203	1772	2341	1272
°C Tstack	386,2	399,2	407,5	410,7	437,4	448,2	493,4
l/min Pump	0,94	0,96	0,95	0,98	0,98	0,98	0,98
°C Tamb	32,2	40	38,6	36,3	34,4	38,4	31,1

Fonte: (NASCIMENTO, 2016).

ANEXO III

ALGORITMO PRINCIPAL PARA SOLUÇÃO DO DEA NO MATLAB

```
tic
clear global;
clear;
clc;
global data B Pd emidata F1 E1 F P1 P1 z11 z22
%Sistemas para teste
% 1 para Usina com 10 motores do projeto GERA(gen_10_gera) - demanda 20MW
% 2 para Usina com 13 motores do IEEE (gen_13_IEEE) - demanda 1800
sistema_de_teste=3;

%Método de otimização
% 1 para ASA - Recozimento simulado
% 2 para DE - Evolução Diferencial
% 3 para NSGA - Algoritmo Genético
% 4 para PSO - Enxame de Partículas
% 5 para Dragonfly optimization em implementação
% 6 para Formiga leão
algoritmo=6;

%Motores
% 1 - desliga motores menos eficientes,
% 2 - deixa todos os motores ligados.
situacao_motores=1;

%Quantidade de testes na comparação com a demanda.
qty_testes=1;

%Programação
programacao

toc
```

ANEXO IV

ARQUIVO PROGRAMACAO NO MATLAB

```
base_de_dados% base de teste com vários sistemas para teste.
ordenacao_dos_motores %ordena motores do mais eficiente para o menos
eficiente e também desliga motores
restricao_de_potencia %restrição de potência máxima e mínima da usina.
chama_func % chama a função multiobjetivo com o algoritmo do recozimento
simulado.
algoritmo_de_otimizacao
% reteste_da_demanda %retesta a demanda e adiciona motores para atingir a
demanda.
reteste_da_demanda
reordena_motores %Reordena motores adicionando na matriz os motores
desligados
relatorio % relatório dos resultados com Command Window
grafico % geração de janela com 4 gráficos
```

ANEXO V

ARQUIVO BASE DE DADOS NO MATLAB

```
switch(sistema_de_teste)
    case (1)
        disp(['Usina com 10 motores do projeto GERA']);
Pd = 20;%20;
PMax = 0;
disp(['Demanda de Potência(MW): ', num2str(Pd)]);

%Coeficientes de custo - dataI (c, b, a, Pmin, Pmax)
dataI = [ 0.007  7      240   0.66  3.35
          0.0095 10     200   0.90  3.7
          0.009  8.5    220   0.8   3.6
          0.009  11     200   0.66  3.35
          0.008  10.5   220   0.72  3.45
          0.0075 12     120   0.66  2.97
          0.0075 14     130   0.88  3.5
          0.0075 14     130   0.754 3.33
          0.0075 14     130   0.90  3.9
          0.0075 14     130   0.56  2.35];

%Coeficientes de emissão - emidataI (gama, beta, alpha, eta, delta)
emidataI = [ 0.312  -2.4444   103.3908   0.5035  0.0207
             0.312  -2.4444   103.3908   0.5035  0.0207
             0.0509  -4.0695   300.3910   0.4968  0.0202
             0.0509  -4.0695   300.3910   0.4968  0.0202
             0.0344  -3.8132   320.0006   0.4972  0.0200
             0.0344  -3.8132   320.0006   0.4972  0.0200
             0.0465  -3.9023   330.0056   0.5163  0.0214
             0.0465  -3.9023   330.0056   0.5163  0.0214
             0.0465  -3.9524   350.0056   0.5475  0.0234
             0.0470  -3.9864   360.0012   0.5475  0.0234];

%Coeficientes de perda - BI
BI=1e-4*[0.14  0.17  0.15  0.19  0.26  0.22  0.34  0.38  0.43
0.45
0.51  0.17  0.6  0.13  0.16  0.15  0.2  0.23  0.56  0.23
0.45  0.15  0.13  0.65  0.17  0.24  0.19  0.25  0.38  0.43
0.51  0.19  0.16  0.17  0.18  0.3  0.25  0.43  0.56  0.23
0.48  0.26  0.15  0.24  0.3  0.23  0.32  0.18  0.37  0.42
0.58  0.22  0.2  0.19  0.25  0.32  0.85  0.37  0.55  0.27
0.45  0.22  0.2  0.19  0.25  0.32  0.85  0.67  0.38  0.43
0.51  0.19  0.7  0.13  0.18  0.16  0.21  0.28  0.56  0.23
0.48  0.26  0.15  0.24  0.3  0.69  0.32  0.18  0.37  0.42]
```

```

0.15    0.13    0.35    0.17    0.24    0.19    0.25    0.38    0.43
0.45];
%
    case(2)
        disp(['Usina com 13 motores do IEEE(IEEE 13-Units ELD Test
System)']);

Pd = 1800;
PMax = 0;
disp(['Demanda de Potência(MW): ', num2str(Pd)]);

%Coeficientes de custo - dataI (c, b, a, Pmin, Pmax)
dataI = [0.00028 8.10 550 0 680
0.00056 8.10 309 0 680
0.00056 8.10 307 0 680
0.00324 7.74 240 60 180
0.00324 7.74 240 60 180
0.00324 7.74 240 60 180
0.00324 7.74 240 60 180
0.00324 7.74 240 60 180
0.00324 7.74 240 60 180
0.00284 8.60 126 40 120
0.00284 8.60 126 40 120
0.00284 8.60 126 55 120
0.00284 8.60 126 55 120];

%Coeficientes de emissão - emidataI (gama, beta, alpha, eta, delta)
emidataI = [ 0.0632 -2.434 40 0.855 0.0087
0.03480 -3.630 50 0.623 0.0068
0.03480 -3.630 50 0.623 0.0068
0.04376 -5.271 40 0.312 0.008
0.04376 -5.271 40 0.312 0.0085
0.04376 -5.271 40 0.312 0.0085
0.04376 -5.271 40 0.312 0.0085
0.04376 -5.271 40 0.312 0.0085
0.04376 -5.271 40 0.312 0.0085
0.05710 -4.852 100 0.424 0.0052
0.05710 -4.852 100 0.424 0.0052
0.05710 -4.343 100 1.130 0.0055
0.05710 -4.343 100 1.130 0.0055];

%Coeficientes de perda - BI
BI=1e-4*[0.14 0.17 0.15 0.19 0.26 0.22 0.34 0.38 0.43
0.45 0.14 0.17 0.15
0.17 0.6 0.13 0.16 0.15 0.2 0.23 0.56 0.23
0.51 0.17 0.6 0.13
0.15 0.13 0.65 0.17 0.24 0.19 0.25 0.38 0.43
0.45 0.15 0.13 0.65
0.19 0.16 0.17 0.18 0.3 0.25 0.43 0.56 0.23
0.51 0.19 0.16 0.17
0.26 0.15 0.24 0.3 0.23 0.32 0.18 0.37 0.42
0.48 0.26 0.15 0.24
0.22 0.2 0.19 0.25 0.32 0.85 0.37 0.55 0.27
0.58 0.22 0.2 0.19
0.22 0.2 0.19 0.25 0.32 0.85 0.67 0.38 0.43
0.45 0.22 0.2 0.19
0.19 0.7 0.13 0.18 0.16 0.21 0.28 0.56 0.23
0.51 0.19 0.7 0.13

```

```
      0.26    0.15    0.24    0.3    0.69    0.32    0.18    0.37    0.42
0.48 0.26 0.15    0.24
      0.15    0.13    0.35    0.17    0.24    0.19    0.25    0.38    0.43
0.45 0.15 0.13    0.35
      0.19    0.7     0.13    0.18    0.16    0.21    0.28    0.56    0.23
0.51 0.19    0.7     0.13
      0.26    0.15    0.24    0.3    0.69    0.32    0.18    0.37    0.42
0.48 0.26    0.15    0.24
      0.15    0.13    0.35    0.17    0.24    0.19    0.25    0.38    0.43
0.45 0.15    0.13    0.35];
```

```
%  
end
```

ANEXO VI

ARQUIVO ORDENAÇÃO DOS MOTORES NO MATLAB

```
Pm=1:length(dataI);

switch(situacao_motores)
    case (1)
        %Desligamento dos motores menos eficientes.
        for i = 1: length(dataI(:,1))-1
            for j = i+1: length(dataI(:,1))
                if sum(BI(i,:)) > sum(BI(j,:))

                    aux = dataI(i,:);
                    dataI(i,:) = dataI(j,:);
                    dataI(j,:) = aux;

                    Pmaux = Pm(i);
                    Pm(i) = Pm(j);
                    Pm(j) = Pmaux;

                    auxB = BI(i,:);
                    BI(i,:) = BI(j,:);
                    BI(j,:) = auxB;

                    auxemidata = emidataI(i,:);
                    emidataI(i,:) = emidataI(j,:);
                    emidataI(j,:) = auxemidata;
                end
            end
        end

        % Pm1=Pm
        % Pm=[1 2 3 4 5 6 8 7 10 9];
        % Pm1=Pm
        %Define a potência máxima com os motores que estão ligados
        for i=1:length(dataI(:,5))
            PMax = PMax + dataI(i,5);
            data(i,:) = dataI(i,:);
            emidata(i,:) = emidataI(i,:);
            if PMax > Pd
                break;
            end
        end
        % Pm1_ordenado=data(i,:)

        %numero de colunas datas
        nl = length(data(:,5));
        nc = length(data(1,:));

        for i=1:nl
            for j=1:nl
                B(i,j) = BI(i,j);
            end
        end
    end
```

```

disp(['Quantidade de motores ligados: ',
[num2str(length(data(:,1))), '/', [num2str(length(dataI(:,1))), ' motores da
usina.']]]);

    case (2)
%Teste com todos os motores ligados
data=dataI;
emidata=emidataI;
B=BI;
disp(['Quantidade de motores ligados: ',
[num2str(length(data(:,1))), '/', [num2str(length(dataI(:,1))), ' motores da
usina.']]]);
end

```

ANEXO VII

ARQUIVO RESTRIÇÃO DE POTÊNCIA

```
%restrição de potência máxima e mínima da usina.
if sum(data(:,5)) < Pd

fprintf('=====\n
')
    fprintf('ERROR!, Nao e possivel satisfazer a demanda com a capacidade
atual.\n')
    fprintf('Capacidade atual: %2.2f mW < %2.2f mW.\n',sum(data(:,5)),Pd)

fprintf('=====\n
')

else
    if min(data(:,4)) > Pd

fprintf('=====\n
')
        fprintf('ERROR!, A potencia demandada e menor que a potencia
minima.\n')
        fprintf('Capacidade atual: %2.2f mW > %2.2f
mW.\n',min(data(:,4)),Pd)

fprintf('=====\n
')
    end
end
```

ANEXO VIII

ARQUIVO CHAM FUNC NO MATLAB

```
if algoritimo==1 | algoritimo==2 | algoritimo==3 | algoritimo==4 % serve para
ASA,DE,GA e PSO

    fun= @(x) obj2_EED(x);
%     fun= @(x) obj2_CEED(x);
%     fun3 = @(x) obj3(x); %Objetivo 2(gama,beta,alpha) arquivo obj2.m
    lb = data(:,4)'; %limites inferiores
    ub = data(:,5)'; %limite superior
        NumObjectives = 2; %objetivos
populacao={'500'};
% populacao={'1000'};

else
    if algoritimo==5 | algoritimo==6 % serve para DragonFly e Formiga leão
%         ObjectiveFunction=@obj_2_objetivos;
        ObjectiveFunction=@(x) obj2_EED(x);
        dim=length(data(:,1));
        lb = data(:,4)'; %limites inferiores
        ub = data(:,5)'; %limite superior
        obj_no=2; %objetivos

    else if algoritimo==7
        fun= @(x) obj2_EED(x);
        nvars=length(data(:,1));
        lb = data(:,4)'; %limites inferiores
        ub = data(:,5)'; %limite superior

    end

end

end
```

ANEXO IX

ARQUIVO ALGORITMO DE OTIMIZAÇÃO NO MATLAB

```
%Otimização
switch(algoritmo)
    case (1)
        otimizacao={'ASA'}; %Recozimento Simulado
        otimizacao1={'Recozimento Simulado'};
        %
        disp(['Algoritmo', num2str(Pd)]);
        disp(['Algoritmo:', otimizacao1])
        % % multi-objetivo (2 objetivos)
        [sol,fvals]= GODLIKE(fun,lb,ub,[],'algorithms',otimizacao,'display',
'plot','popsize', populacao,'NumObjectives',NumObjectives);
    case (2)
        otimizacao={'DE'}; %Evolução Diferencial
        otimizacao1={'Evolução Diferencial'};
        disp(['Algoritmo:', otimizacao1])
        % % multi-objetivo (2 objetivos)
        [sol,fvals]= GODLIKE(fun,lb,ub,[],'algorithms',otimizacao,'display',
'plot','popsize', populacao,'NumObjectives',NumObjectives);
    case (3)
        otimizacao={'NSGA'}; %Algoritmo Genético
        otimizacao1={'NSGA'};
        disp(['Algoritmo:', otimizacao1])
        % % multi-objetivo (2 objetivos)
        [sol,fvals]= GODLIKE(fun,lb,ub,[],'algorithms',otimizacao,'display',
'plot','popsize', populacao,'NumObjectives',NumObjectives);
    case (4)
        otimizacao={'PSO'}; %Enxame de Partículas
        otimizacao1={'Enxame de Partículas'};
        disp(['Algoritmo:', otimizacao1])
        % % multi-objetivo (2 objetivos)
        [sol,fvals]= GODLIKE(fun,lb,ub,[],'algorithms',otimizacao,'display',
'plot','popsize', populacao,'NumObjectives',NumObjectives);
    case (5)
        otimizacao={'DragonFly'}; %DragonFly
        otimizacao1={'DragonFly'};
        disp(['Algoritmo:', otimizacao1])
        MODA
    case (6)
        otimizacao={'Formiga leão'}; %Formiga Leão
        otimizacao1={'Formiga Leão'};
        disp(['Algoritmo:', otimizacao1])
        %
        h = msgbox('Otimização Formiga Leão');
        MALO
    case (7)
        otimizacao={'Algoritmo Genético do MATLAB'};
        otimizacao1={'Algoritmo Genético do MATLAB'};
        disp(['Algoritmo:', otimizacao1])
        options =
optimoptions('gamultiobj','PlotFcn',@gaplotpareto,'Display','iter');
        [x,fval]= gamultiobj(fun,nvars,[],[],[],[],lb,ub,options);

end
```

ANEXO X

ARQUIVO RETESTE DE DEMANDA NO MATLAB

```
%Teste da potência total gerada dos motores comparando com a demanda
disp(['Quantidade de motores ligados: ',
[num2str(length(data(:,1))), '/', [num2str(length(dataI(:,1))), ' motores da
usina.']]]);
potger_dem(1,1)=sum(P1);
potger_dem(1,2)=Pd;
fprintf('\nPotência Gerada - Demanda\n');
disp([num2str(potger_dem)]);
while sum(P1)<Pd
n=qty_testes;
for i=1:n
if sum(P1)>Pd
break
else
if sum(P1)<Pd
close(1)
chama_func
algoritimo_de_otimizacao
disp(['Teste ', [num2str(i)], ', com ',
[num2str(length(data(:,1))), '/', [num2str(length(dataI(:,1))), ' motores da
usina.']]]);
potger_dem(1,1)=sum(P1);
potger_dem(1,2)=Pd;
fprintf('\nPotência Gerada - Demanda\n');
disp([num2str(potger_dem)]);
end
end
end

if length(data)==length(dataI) % | sum(P1)<Pd
break
end
if sum(P1)>=Pd
break
end

fprintf('\nLigando mais 1 motor\n');
nl=nl+1;
data(nl,:) = dataI(nl,:);
emidata(nl,:) = emidataI(nl,:);
for i=1:nl
for j=1:nl
B(nl,j) = BI(i,j);
end
end
end
```

ANEXO XI

ARQUIVO REORDENA MOTORES NO MATLAB

```
%Reordena motores adicionando na matriz os motores desligados
Ps=zeros(1,length(dataI));
Fs=zeros(1,length(dataI));
Es=zeros(1,length(dataI));

% if NumObjectives==1
% E1=zeros(1,length(dataI))
%
% end

    for i=1:length(P1)
        Ps(i) = P1(i);
        Fs(i) = F1(i);
        Es(i) = E1(i);
    end

    for i = 1: length(dataI)-1
        for j = i+1: length(dataI)
            if Pm(i) > Pm(j)
                aux = Pm(i);
                Pm(i) = Pm(j);
                Pm(j) = aux;

                Psaux = Ps(i);
                Ps(i) = Ps(j);
                Ps(j) = Psaux;

                Fsaux = Fs(i);
                Fs(i) = Fs(j);
                Fs(j) = Fsaux;

                Esaux = Es(i);
                Es(i) = Es(j);
                Es(j) = Esaux;
            end
        end
    end

    P1 = Ps;
    F1 = Fs;
    E1 = Es;

PEF(1,:)=1:length(dataI);
PEF(2,:)=P1;
PEF(3,:)=E1;
PEF(4,:)=F1;
```

ANEXO XII

ARQUIVO RELATORIO NO MATLAB

```
format short g

%          fprintf('\n\nDespacho Economico por Recozimento Simulado (SA) -
SOLUÇÕES:\n')
formatSpec = '%.2f';
disp(['Capacidade Nominal(MW): ', num2str(sum(dataI(:,5)))]);
disp(['Demanda de Potência(MW): ', num2str(Pd)]);
disp(['Potência Total(MW): ', num2str(sum(P1))]);
disp(['Número de motores para geração: ',
num2str(length(dataI), formatSpec)]);

%          disp(['Número de motores ligados: ',
num2str(length(data), formatSpec)]);
disp(['Número de motores ligados: ',
num2str(length(data(:,1)), formatSpec)]);

disp(['Potencia Mínima(MW): ', num2str(min(data(:,4)))]);
disp(['Potencia Máxima(MW): ', num2str(max(data(:,5)))]);

%          disp(['Custo de Combustível em R$: ',
num2str(sum(F), formatSpec)]);

disp(['Custo de Combustível em R$: ',
num2str(sum(PEF(4, :)), formatSpec)]);

disp(['Emissão Total em (m3/h): ', num2str(sum(E1), formatSpec)]);
disp(['Perdas de Potência (MW): ', num2str(P1, formatSpec)]);

fprintf('-----\n');
fprintf('Motor - Potência(MW) - Emissão(m3/h) - Custo(R$)\n');
disp([num2str(PEF')]);
fprintf('-----\n');
fprintf('Potência Total(MW) - Emissão Total(m3/h) - Custo
Total(R$)\n');
disp([num2str(sum(PEF(2:4, :)))]);
```

ANEXO XIII

ARQUIVO GRAFICO NO MATLAB

```
f1 = figure(1);
saveas(f1, 'temp.fig')
c=hgload('temp.fig');
% close(1)

% figure('Name','Resultados','NumberTitle','off');
figure('Name','Resultados');
h(1)=subplot(2,2,1);

% title('Frente de Pareto');
% title({'Frente de Pareto Final';
%       '(Recozimento Simulado)'});
% title({'Frente de Pareto Final - Recozimento Simulado', ['Demanda
',num2str(Pd), 'MW']});

% title({'Frente de Pareto Final - Recozimento Simulado'...
%       , ['Capacidade Nominal (MW): ', num2str(sum(dataI(:,5)))] , ['Demanda (MW) :
',num2str(Pd), ' - Potência Gerada (MW): ', num2str(sum(P1))]});
% title({'Frente de Pareto Final - Recozimento Simulado'});

title({'Frente de Pareto'});

if algoritimo==1
    title({'Frente de Pareto - Recozimento Simulado'});
else if algoritimo==2
    title({'Frente de Pareto - Evolução Diferencial'});
else if algoritimo==3
    title({'Frente de Pareto - NSGA'});
else if algoritimo==4
    title({'Frente de Pareto - Enxame de Partículas'});
else if algoritimo==5
    title({'Frente de Pareto - DragonFly'});
else if algoritimo==6
    title({'Frente de Pareto - Formiga Leão'});
else if algoritimo==7
    title({'Frente de Pareto - Algoritmo Genético do
MATLAB'});
end
end
end
end
end
end
end

xlabel('Custo ($/h)')
ylabel('Emissões (m3/h)')
% legend({'Frente de Pareto'}, 'FontSize', 10)
% legend(['Demanda ', num2str(Pd), 'MW']});
```

```

% legend({'Recozimento Simulado'}, 'FontSize', 10)

%
copyobj(allchild(get(c, 'CurrentAxes')), h(1));

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

x = Pm;
% figure('Name', 'Resultados', 'NumberTitle', 'off');
% Gráfico em Português
subplot(2,2,2)

% subplot
bar(x)
bar(x, P1)
title('Gráfico da Potência Gerada')
ylabel('Potência (MW)')
xlabel('Geradores')

subplot(2,2,3)
bar(x)
bar(x, P1)
title('Gráfico de Custo de Geração')
ylabel('Custo ($/h)')
xlabel('Geradores')

subplot(2,2,4)
bar(x)
bar(x, E1)

title('Gráfico de Emissões Geradas')
ylabel('Emissões (m^3/h)')
xlabel('Geradores')

subplot(2,2,1)
legend({'Frente de Pareto'}, 'FontSize', 10)

set(gcf, 'NextPlot', 'add');
axes;

h = title({'RESULTADOS'...
, '- Capacidade Nominal (MW): ', num2str(sum(dataI(:,5))), ' - Demanda (MW): '
, num2str(Pd), ' - Potência Gerada (MW): ', num2str(sum(P1))]...
, [' '], [' ']});

% h = title({'Resultados'...
% , ['Capacidade Nominal (MW): ', num2str(sum(dataI(:,5))), ' Demanda (MW): '
% , num2str(Pd), ' - Potência Gerada (MW): ', num2str(sum(P1))]});

% h = title({'Resultados', 'Capacidade Nominal (MW): ',
num2str(sum(dataI(:,5))), ' - Demanda (MW): ', num2str(Pd), ' - Potência
Gerada (MW): ', num2str(sum(P1))});

% h = title({'Resultados'});

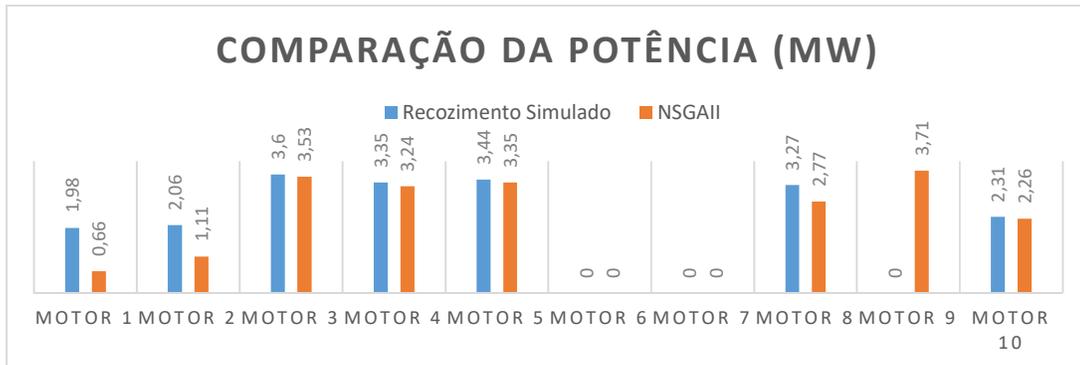
set(gca, 'Visible', 'off');
set(h, 'Visible', 'on');

```

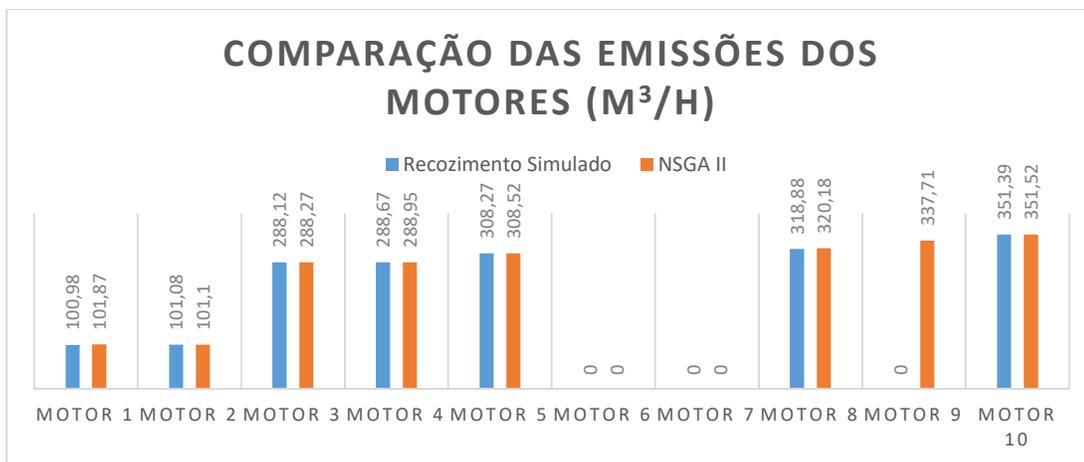
APÊNDICES

APÊNDICE A

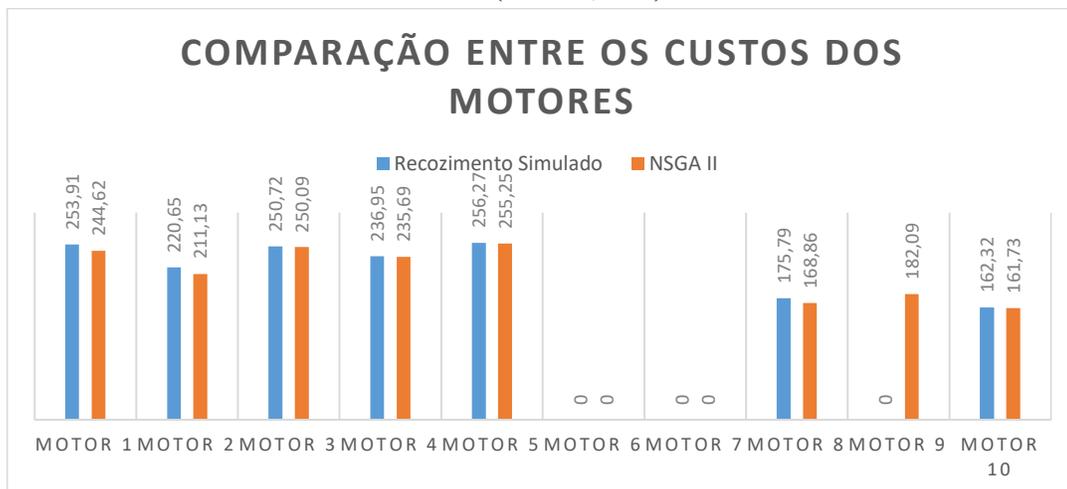
RS X NSGA II (UTE MANAUS)



Fonte: (AUTOR, 2017).



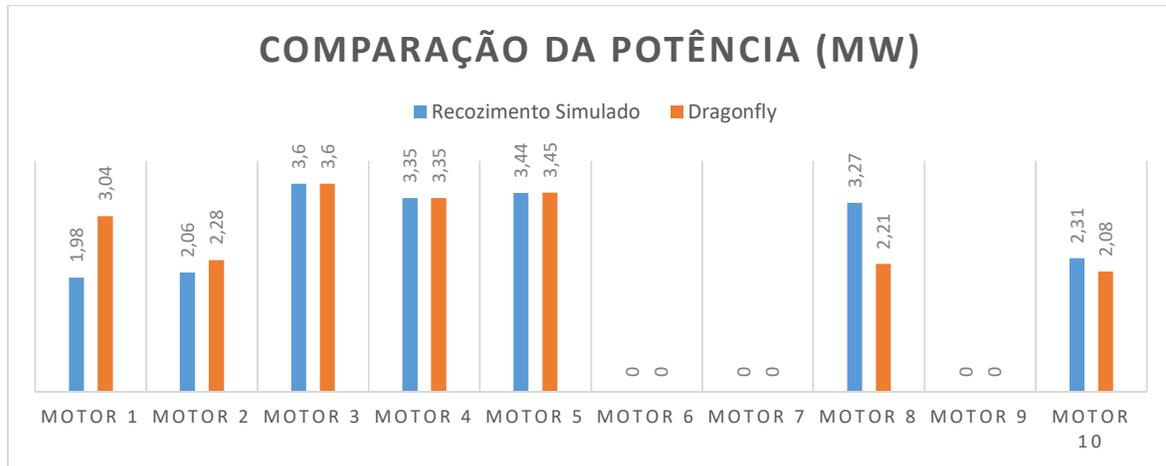
Fonte: (AUTOR, 2017).



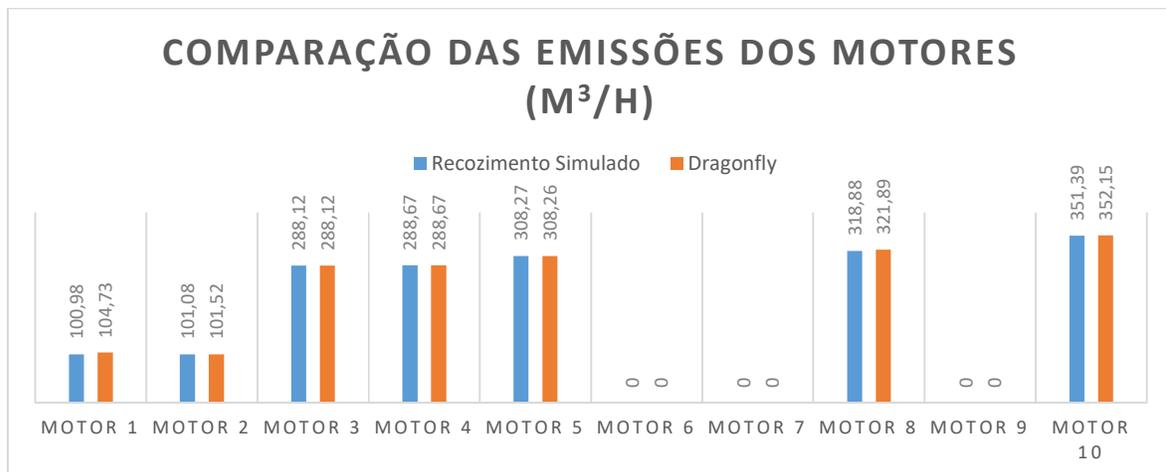
Fonte: (AUTOR, 2017).

APÊNDICE B

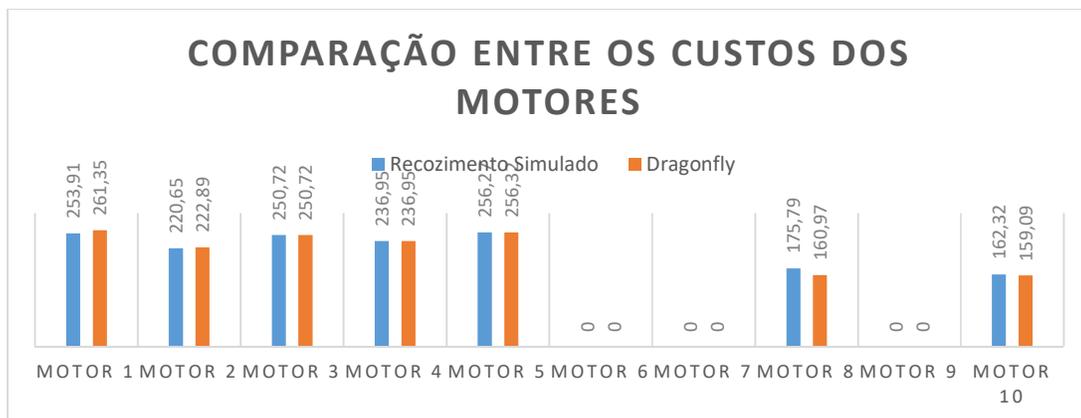
RS X DRAGONFLY (UTE MANAUS)



Fonte: (AUTOR, 2017).



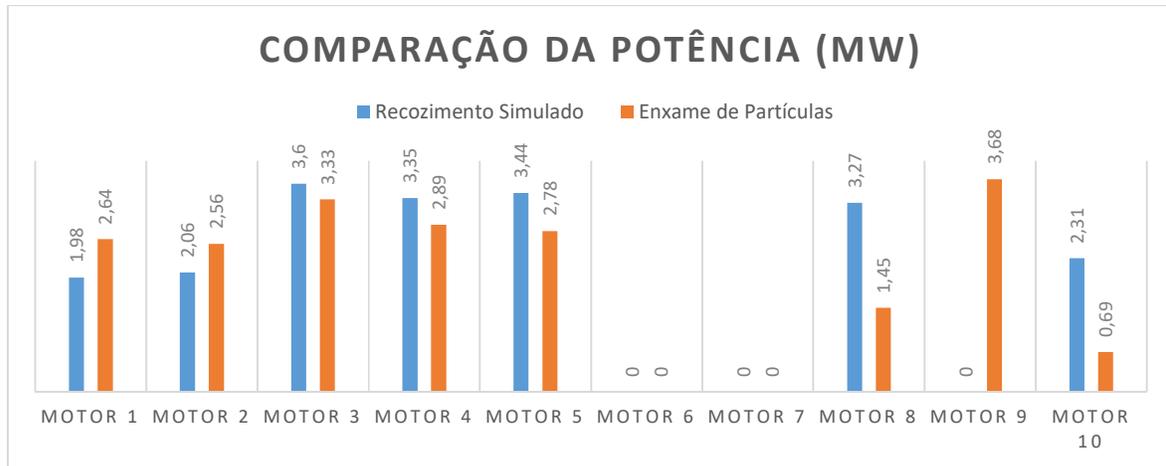
Fonte: (AUTOR, 2017).



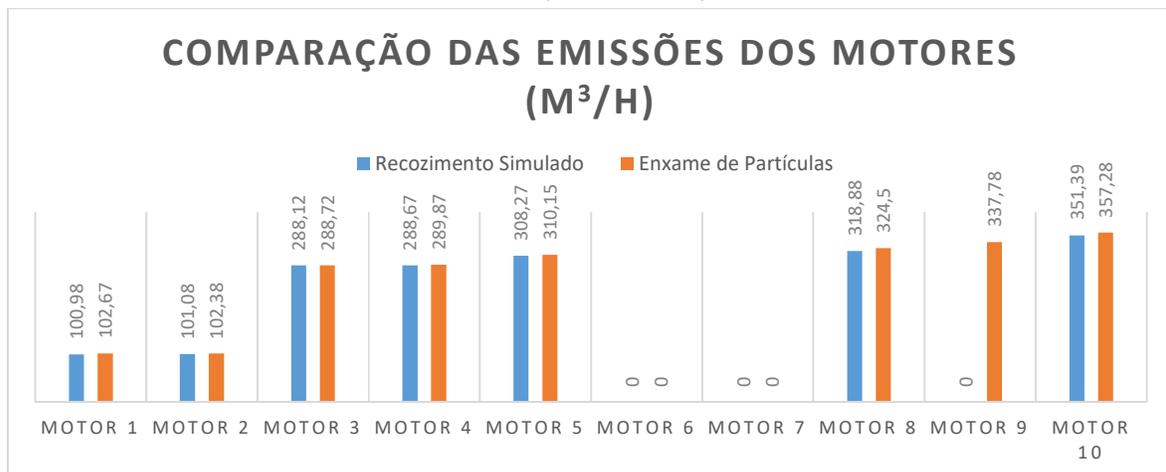
Fonte: (AUTOR, 2017).

APÊNDICE C

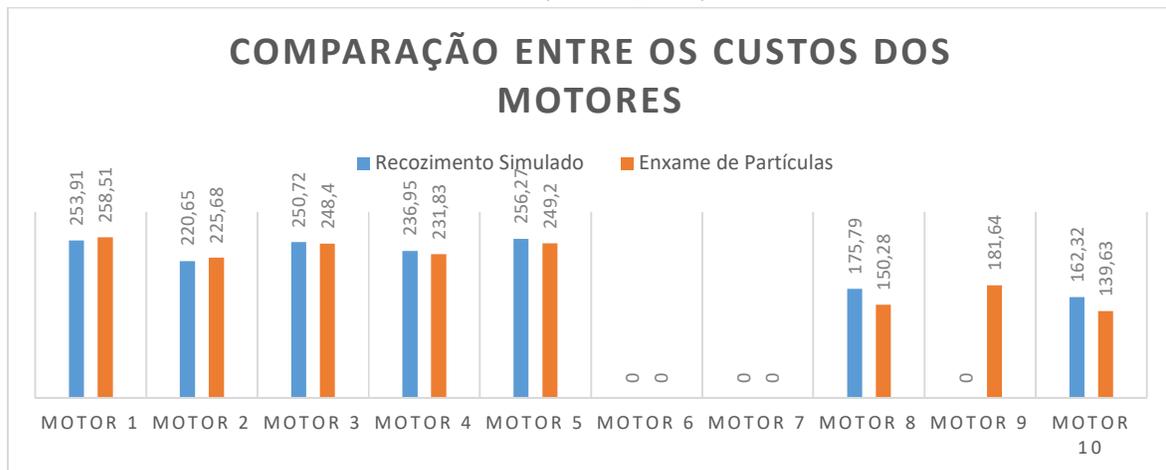
RS X PSO (UTE MANAUS)



Fonte: (AUTOR, 2017).



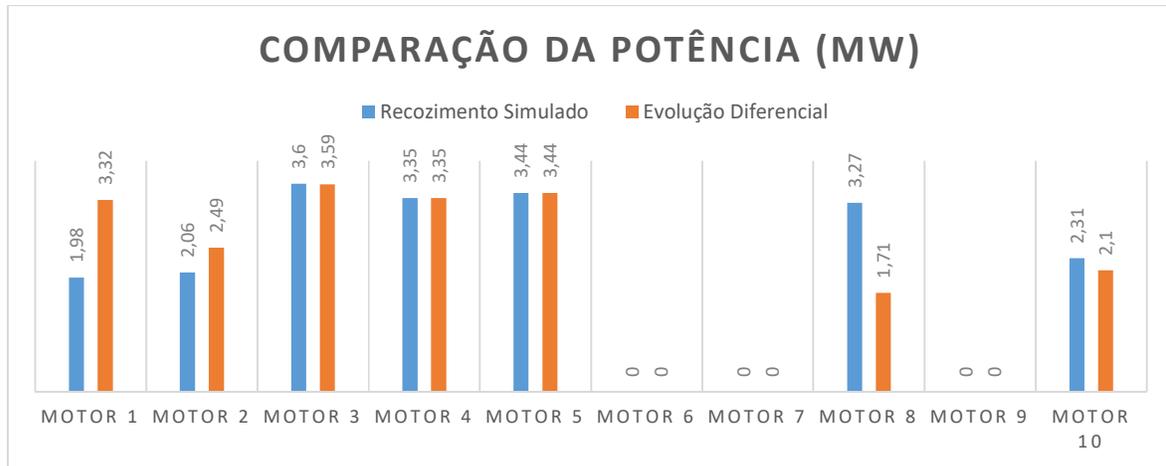
Fonte: (AUTOR, 2017).



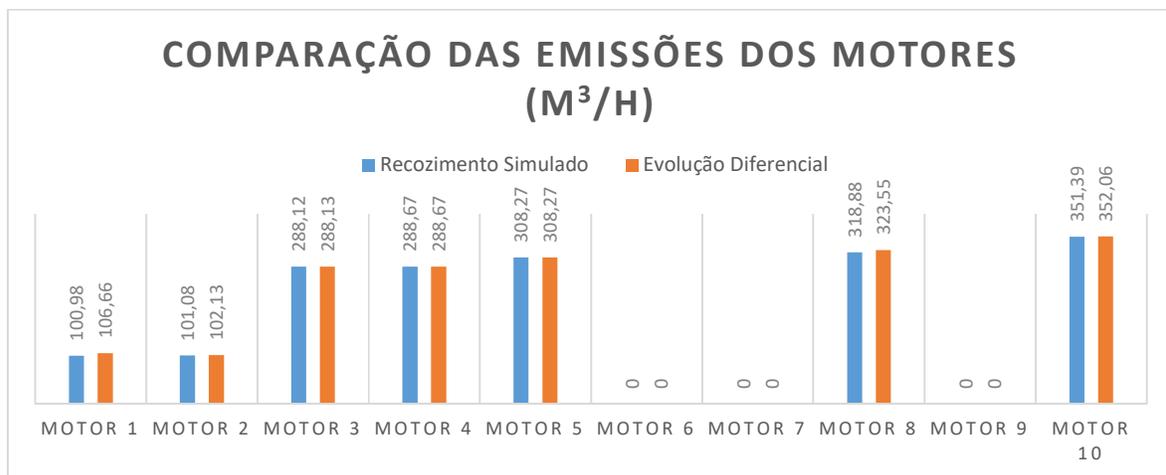
Fonte: (AUTOR, 2017).

APÊNDICE D

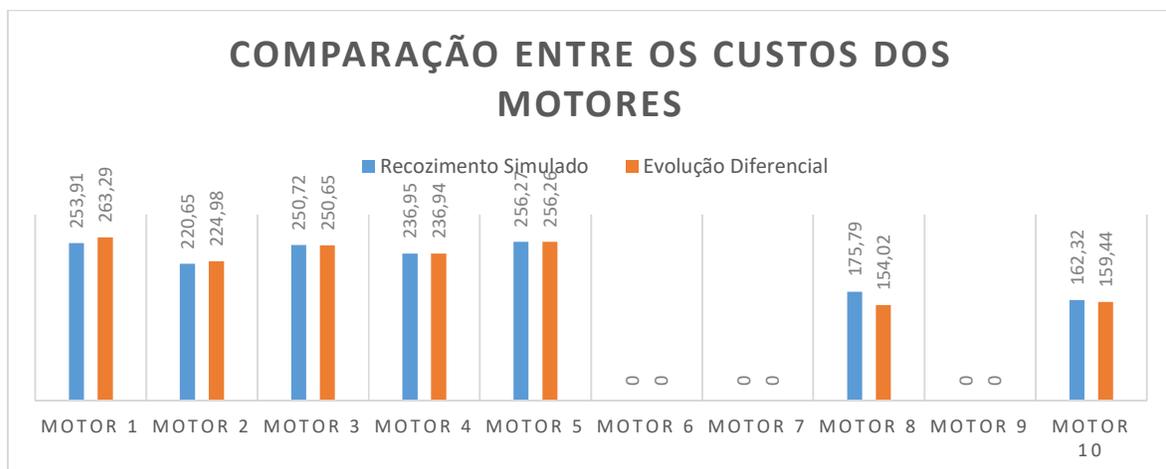
RS X ED (UTE MANAUS)



Fonte: (AUTOR, 2017).



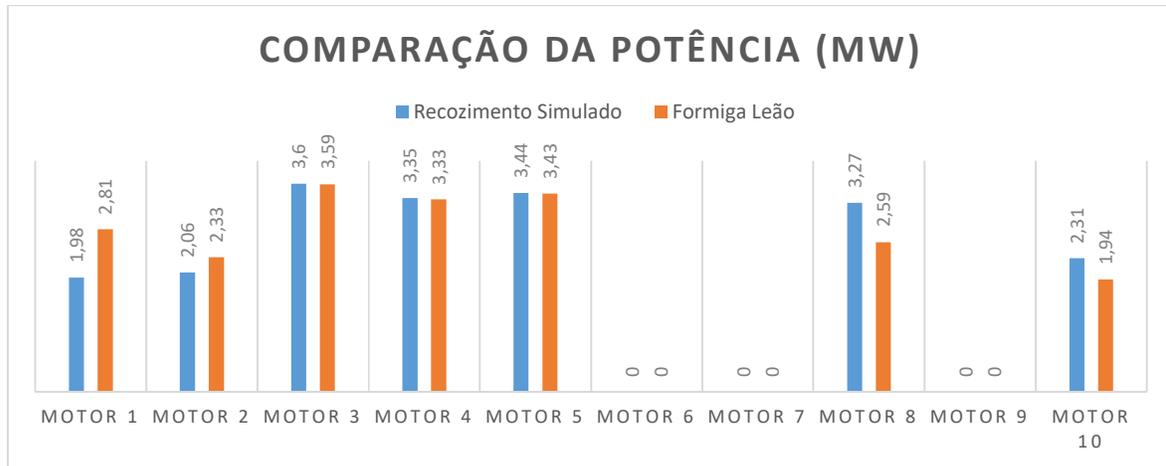
Fonte: (AUTOR, 2017).



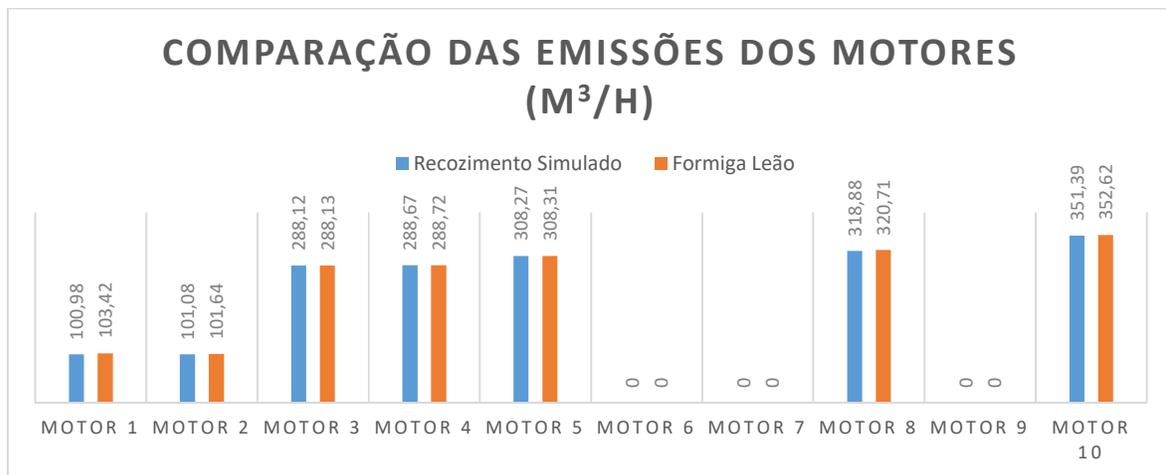
Fonte: (AUTOR, 2017).

APÊNDICE E

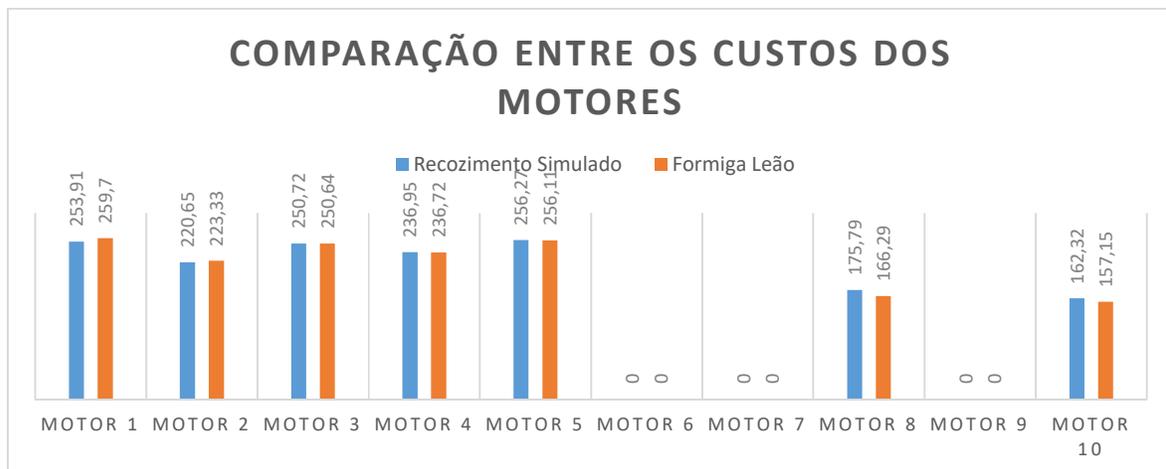
RS X ALO (UTE MANAUS)



Fonte: (AUTOR, 2017).



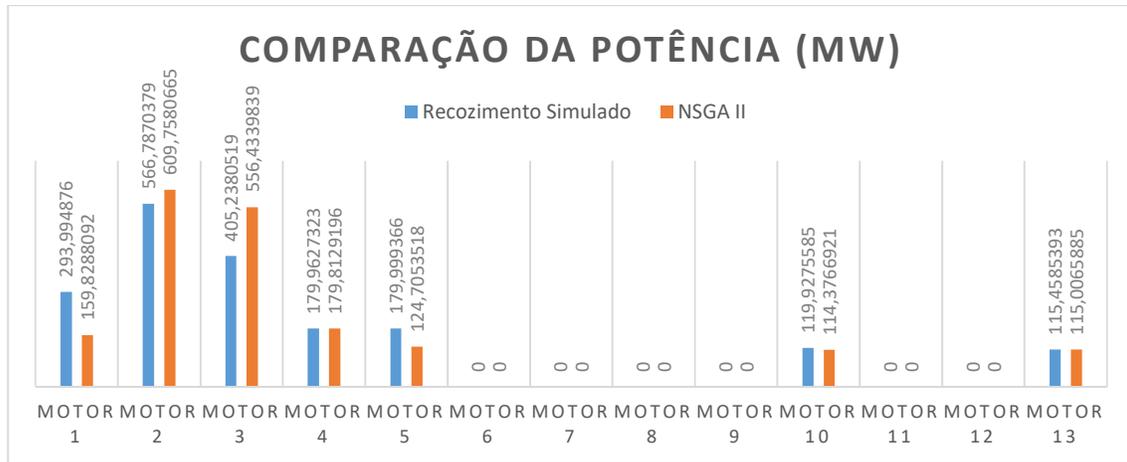
Fonte: (AUTOR, 2017).



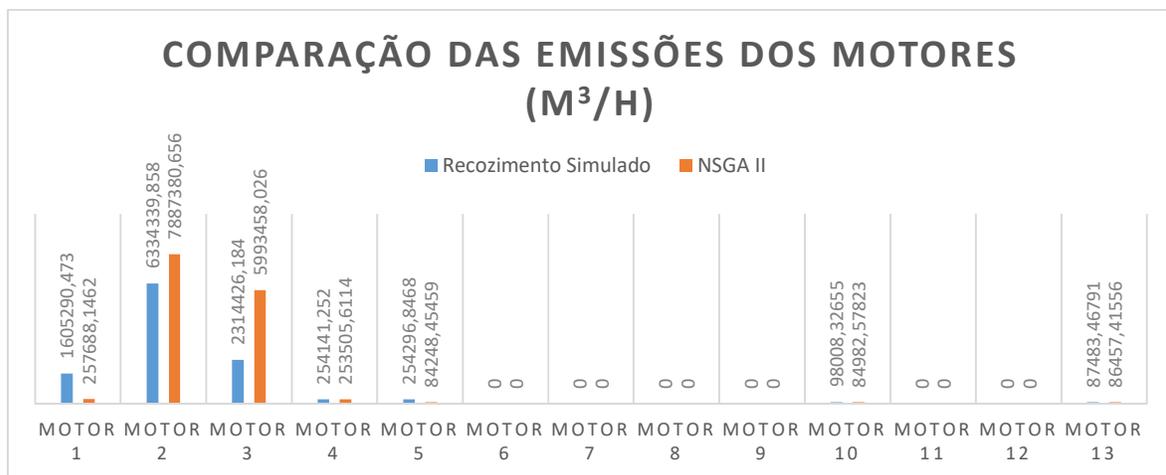
Fonte: (AUTOR, 2017).

APÊNDICE F

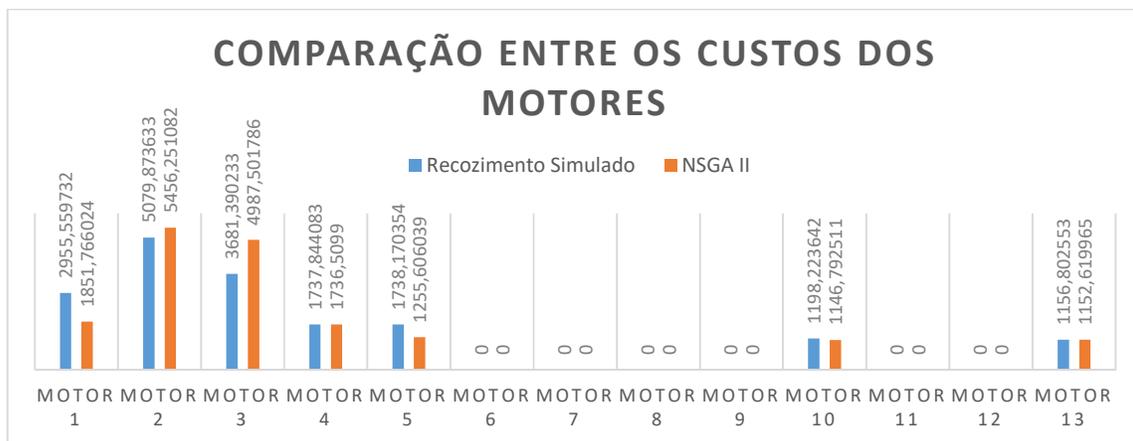
RS X NSGA II (UTE 13 UNIDADES IEEE)



Fonte: (AUTOR, 2017).



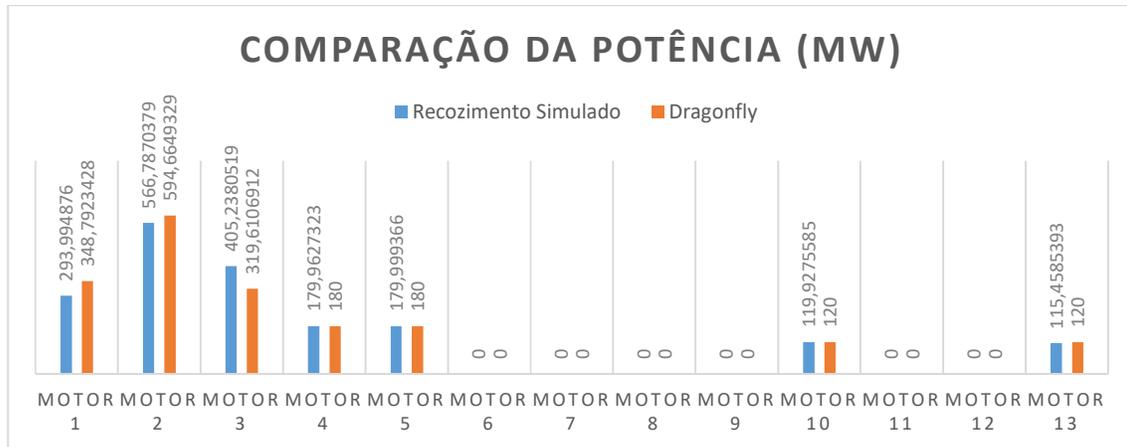
Fonte: (AUTOR, 2017).



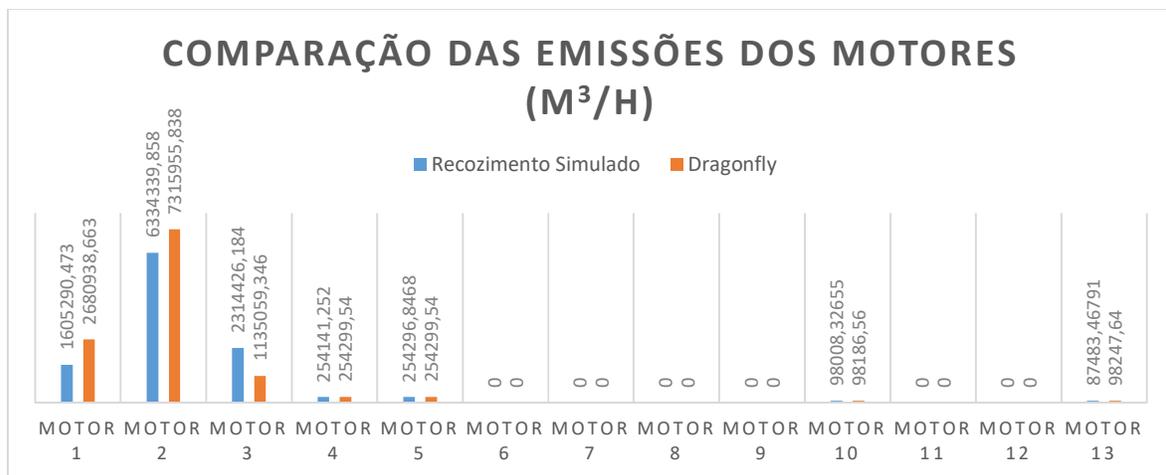
Fonte: (AUTOR, 2017).

APÊNDICE G

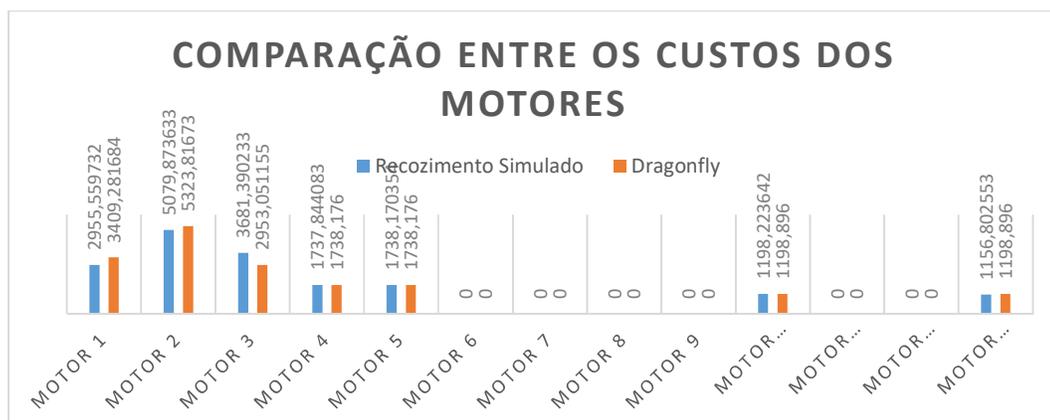
RS X DRAGONFLY (UTE 13 UNIDADES IEEE)



Fonte: (AUTOR, 2017).



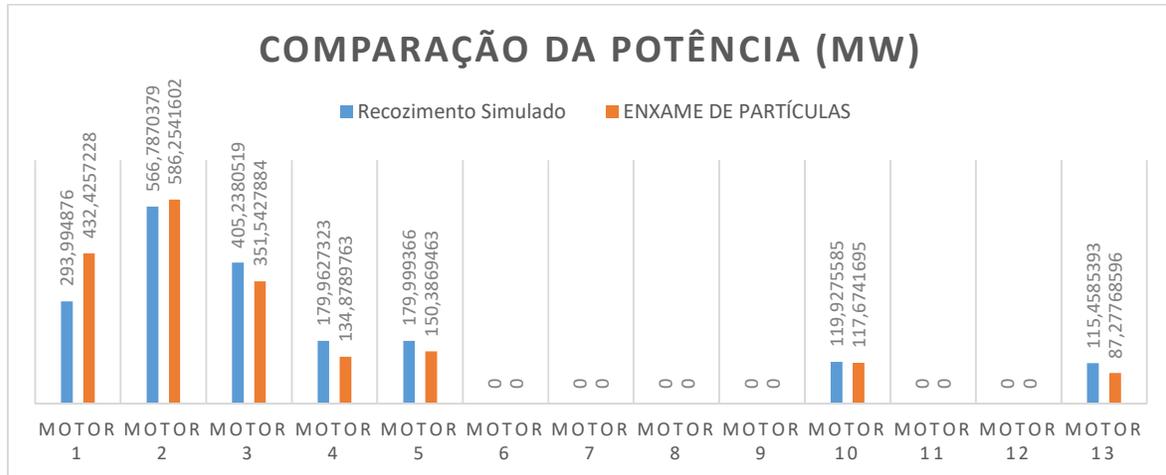
Fonte: (AUTOR, 2017).



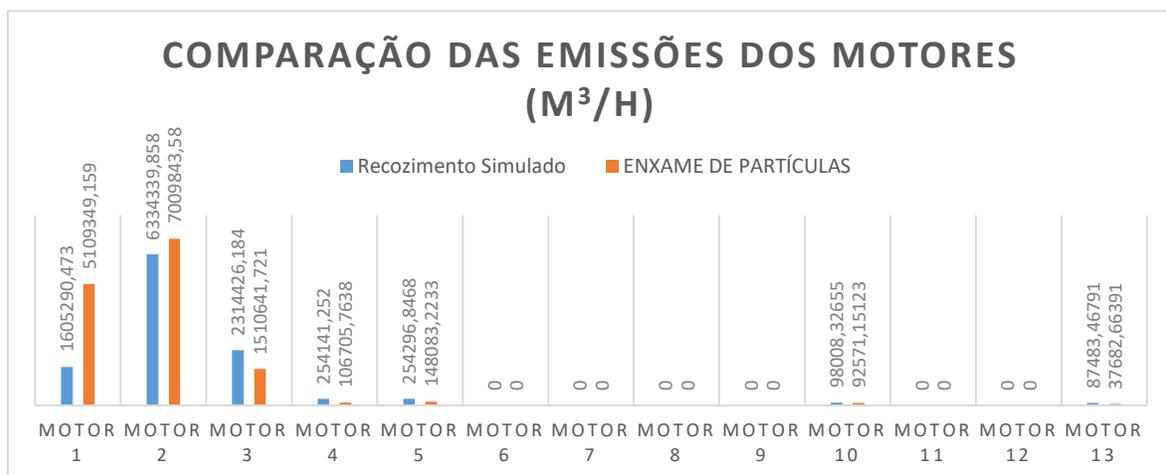
Fonte: (AUTOR, 2017).

APÊNDICE H

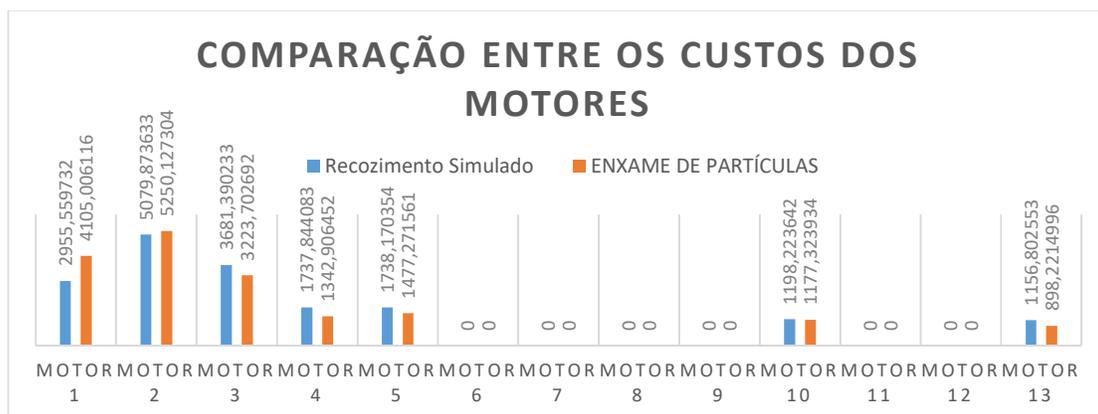
RS X PSO (UTE 13 UNIDADES IEEE)



Fonte: (AUTOR, 2017).



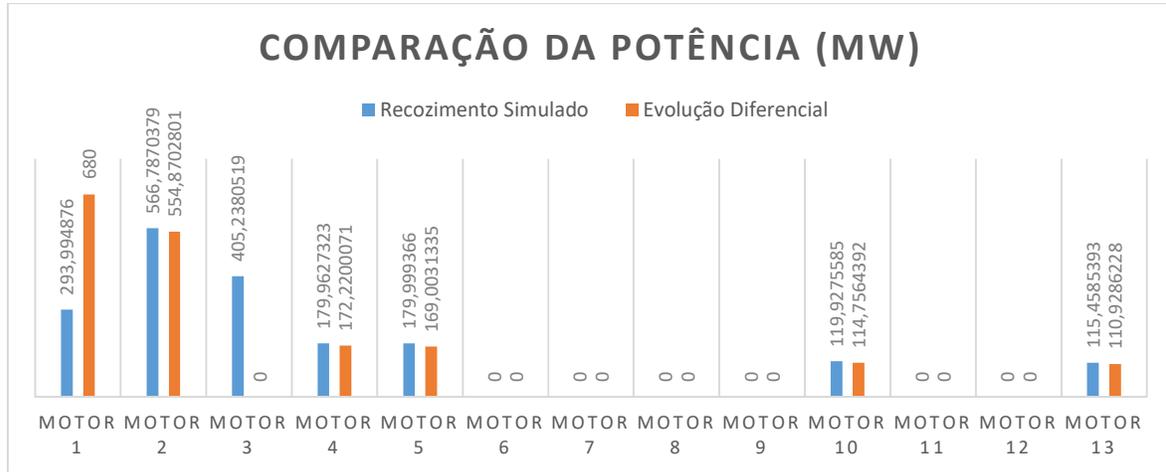
Fonte: (AUTOR, 2017).



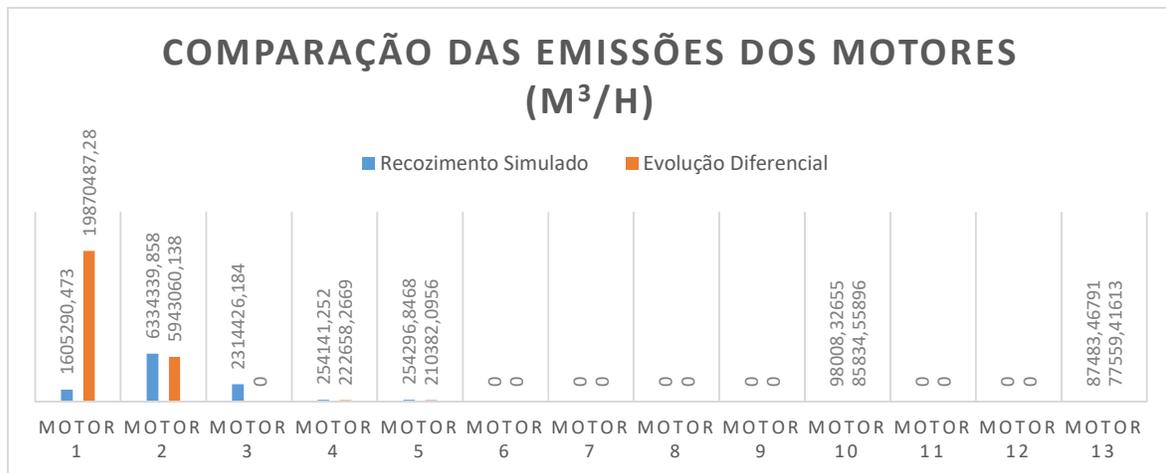
Fonte: (AUTOR, 2017).

APÊNDICE I

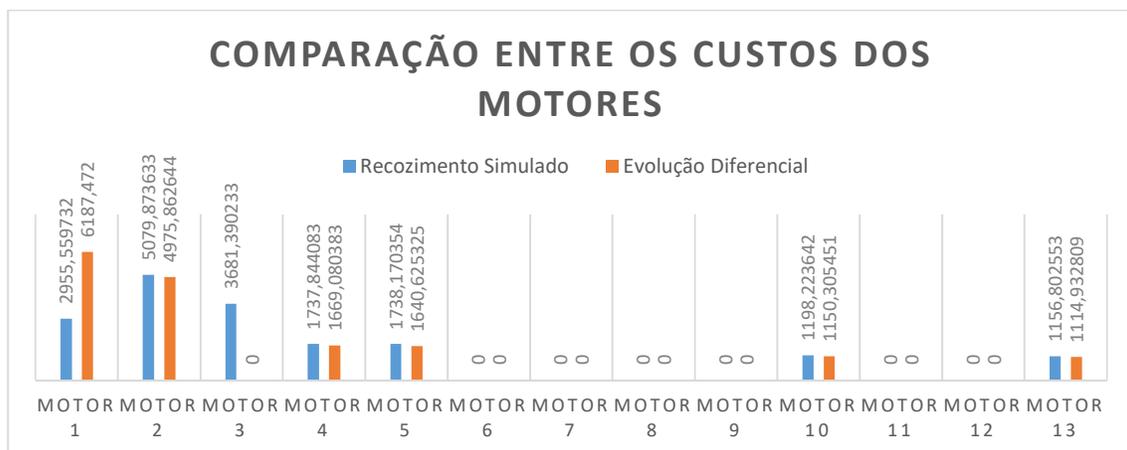
RS X ED (UTE 13 UNIDADES IEEE)



Fonte: (AUTOR, 2017).



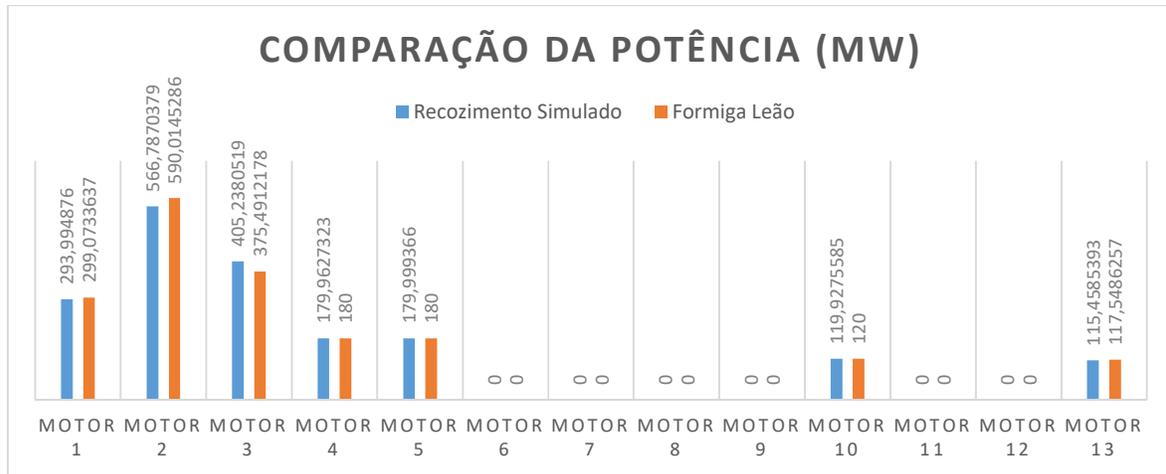
Fonte: (AUTOR, 2017).



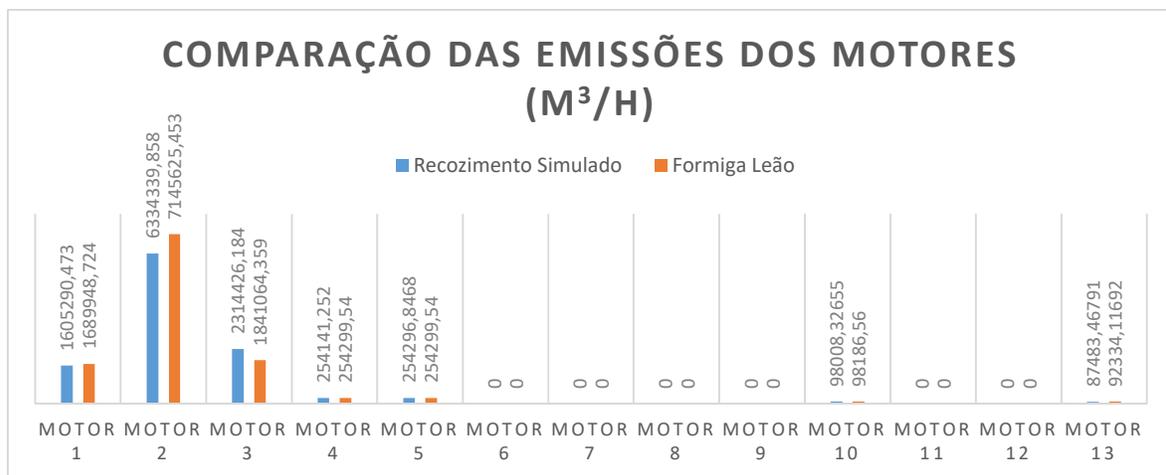
Fonte: (AUTOR, 2017).

APÊNDICE J

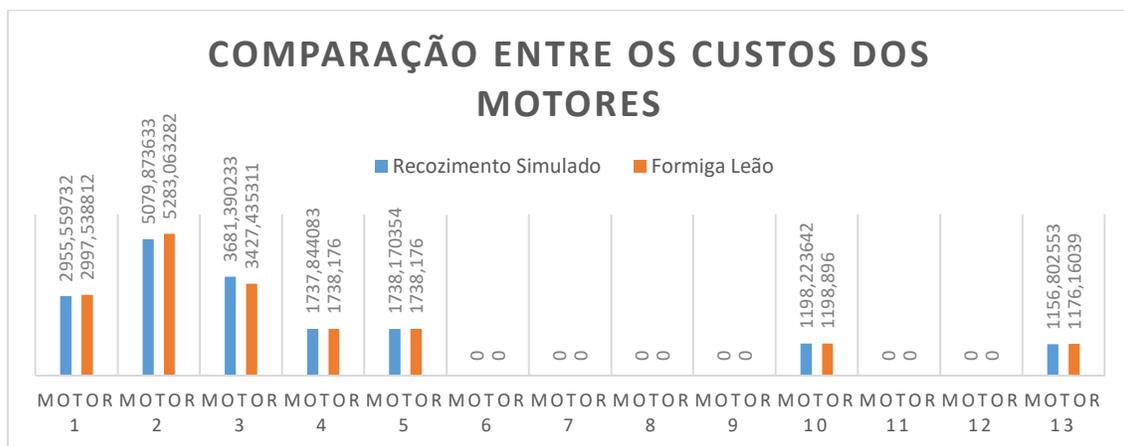
RS X ALO (UTE 13 UNIDADES IEEE)



Fonte: (AUTOR, 2017).



Fonte: (AUTOR, 2017).



Fonte: (AUTOR, 2017).