

**UNIVERSIDADE DE CAXIAS DO SUL
ÁREA DO CONHECIMENTO DE CIÊNCIAS EXATAS E ENGENHARIAS
CURSO DE ENGENHARIA ELÉTRICA**

NARLES RAVEL GOMES LINO

**MÉTODO METAHEURÍSTICO BIOINSPIRADO APLICADO AO DESPACHO
ECONÔMICO DE TERMOELÉTRICAS**

CAXIAS DO SUL

2023

NARLES RAVEL GOMES LINO

**MÉTODO METAHEURÍSTICO BIOINSPIRADO APLICADO AO DESPACHO
ECONÔMICO DE TERMOELÉTRICAS**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado como requisito parcial à obtenção do título de Bacharel em Engenharia Elétrica na Área do Conhecimento de Ciências Exatas e Engenharias da Universidade de Caxias do Sul.

Orientador: Prof. Ms. André Bernardes Michel

CAXIAS DO SUL

2023

NARLES RAVEL GOMES LINO

**MÉTODO METAHEURÍSTICO BIOINSPIRADO APLICADO AO DESPACHO
ECONÔMICO DE TERMOELÉTRICAS**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado como requisito parcial à obtenção do título de Bacharel em Engenharia Elétrica na Área do Conhecimento de Ciências Exatas e Engenharias da Universidade de Caxias do Sul.

Aprovado em 19/06/2023

Banca Examinadora

Prof. Ms. André Bernardes Michel
Universidade de Caxias do Sul - UCS

Prof. Ms. Cícero Zanoni
Universidade de Caxias do Sul - UCS

Prof. Dr. Marilda Spindola
Universidade de Caxias do Sul - UCS

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus, à minha mãe e a todos os docentes que, ao longo da jornada até aqui, contribuíram de alguma forma seja reconhecendo o meu potencial ou indicando os melhores caminhos a serem percorridos.

“Se você quiser descobrir os segredos do Universo, pense em termos de energia, frequência e vibração.”

Nikola Tesla

RESUMO

O presente trabalho tem como foco a gestão econômica da geração de energia elétrica em unidades termelétricas, tendo em vista o seu papel essencial para manter o equilíbrio do sistema elétrico nacional em épocas de escassez hídrica, bem como a sua presença significativa na matriz energética brasileira. O objetivo principal é auxiliar na minimização do custo inerente à sua operação através de um modelo matemático de otimização não linear chamado despacho econômico. O objetivo foi alcançado através da implementação de um algoritmo baseado em um método metaheurístico bioinspirado que busca modelar computacionalmente o fenômeno de ecolocalização dos morcegos, algoritmo do morcego, no software matemático Matrix Laboratory (Matlab). Por meio de simulações computacionais, baseadas em problemas teóricos, 3 estudos de caso, foi possível verificar a eficácia do algoritmo desenvolvido que representa um método estocástico de solução do problema apresentado e cuja convergência é obtida rapidamente, tendo resultado (custo mínimo) relativamente preciso. O mesmo demonstrou-se melhor do que várias outras metaheurísticas conhecidas como a otimização por enxame de partículas (PSO) e o algoritmo genético (clássico), apesar de ter apresentado resultados inferiores à metaheurísticas mais recentes como a abordagem por distribuição Gaussiana e sequências caóticas do PSO. Esse estudo possui contribuição para a área de engenharia de energia, uma vez que a redução de custos durante a geração de energia elétrica é um objetivo que se faz presente em qualquer país do mundo.

Palavras-chave: despacho econômico; metaheurística bioinspirada; algoritmo do morcego; termelétricas.

ABSTRACT

The present work focuses on the economic management of electricity generation in thermoelectric units, in view of its essential role in maintaining the balance of the national electricity system in times of water scarcity, as well as its significant presence in the Brazilian energy matrix. The main objective is to help minimize the cost inherent to its operation through a mathematical model of non-linear optimization called economic dispatch. The objective was achieved through the implementation of an algorithm based on a bioinspired metaheuristic method that seeks to computationally model the echolocation phenomenon of bats, bat algorithm, in mathematical software Matrix Laboratory (Matlab). Through computational simulations, based on theoretical problems, 3 case studies, it was possible to verify the effectiveness of the developed algorithm that represents a stochastic method of solution of the presented problem and whose convergence is obtained quickly, having a result (minimum cost) relatively precise. It proved to be better than several other well-known metaheuristics such as particle swarm optimization (PSO) and the genetic algorithm (classical), despite having presented inferior results to more recent metaheuristics such as the Gaussian distribution approach and chaotic sequences of the PSO. This study has a great contribution to the area of energy engineering, since the reduction of costs during the generation of electric energy is a goal that is present in any country in the world.

Keywords: economic dispatch; bio-inspired metaheuristic; bat algorithm; thermoelectric.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Diagrama de uma central termelétrica a vapor	17
Figura 2 – Matriz elétrica brasileira em 2021.....	18
Figura 3 – Participação das térmicas na geração	19
Figura 4 – Detalhamento da participação térmica na geração	19
Figura 5 – Despacho Econômico com restrições	25
Figura 6 – Despacho Econômico considerando perdas de transmissão.....	28
Figura 7 – Fluxograma da metodologia adotada.....	40
Figura 8 – Solução do DE versus iteração – Caso 1.....	48
Figura 9 – Solução do DE versus iteração – Caso 2.....	50
Figura 10 – Solução do DE versus iteração – Caso 3.....	52

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Pseudocódigo do Algoritmo do Morcego.....	34
Tabela 2 – Comparação do custo de operação para diferentes metodologias	37
Tabela 3 – Comparação entre os trabalhos consultados	39
Tabela 4 – Parâmetros gerais utilizados	43
Tabela 5 – Estudo de Caso 1 - Coeficientes de custos.....	44
Tabela 6 – Estudo de Caso 1 - Coeficientes de perdas	44
Tabela 7 – Estudo de Caso 2 - Coeficientes de custos.....	45
Tabela 8 – Estudo de Caso 3 - Coeficientes de custos.....	46
Tabela 9 – Resultados do estudo de caso 1	47
Tabela 10 – Melhor solução encontrada no estudo de caso 1	47
Tabela 11 – Resultados do estudo de caso 2	49
Tabela 12 – Melhor solução encontrada no estudo de caso 2	50
Tabela 13 – Resultados do estudo de caso 3	51
Tabela 14 – Melhor solução encontrada no estudo de caso 3	51

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ACO	Ant Colony Optimization
BA	Bat Algorithm
BB-BC	Otimização <i>big bang - big crunch</i>
BEN	Balanço Energético Nacional
BGA	Algoritmo genético binário
CLONALG	Algoritmo de seleção clonal
CMA-ES	<i>Covariance matrix adaptation - evolution strategy</i>
DE	Despacho Econômico
EPE	Empresa de Pesquisa Energética
F.O.	Função Objetivo
FOA	Algoritmo de otimização por fogos de artifício
HNN	<i>Hopfield Neural Network</i>
MML	Método dos Multiplicadores de Lagrange
ONS	Operador Nacional do Sistema Elétrico
PBIL	Busca incremental baseada em população
PG	Potência de saída de uma unidade geradora
PSO	Particle Swarm Optimization
RGA	Algoritmo genético com codificação real
SA	<i>Simulated annealing</i>
SIN	Sistema Interligado Nacional
TEP	Tonelada Equivalente de Petróleo
UCS	Universidade de Caxias do Sul

LISTA DE SÍMBOLOS

λ	Multiplicador de Lagrange ou custo incremental do sistema
λ'	Multiplicador de Lagrange quando são consideradas as perdas
Λ	Comprimento de onda de uma onda sonora
φ	Função de restrição do balanço de potência
\mathcal{L}	Função lagrangeana
α	Constante compreendida entre 0 e 1
β	Vetor constituído de valores aleatórios contidos no intervalo [0,1]
γ	Constante real positiva
ϵ	Um número aleatório
A_0	Sonoridade (volume) do pulso emitido por um morcego virtual
A^t	Volume médio de todos os morcegos em um dado instante de tempo
B_{ij}	Coefficientes de perdas
$C_i(P_{Gi})$	Função custo de geração
C_{total}	Custo total de geração
f	Frequência de uma onda sonora
f_{min}	Frequência mínima de voos realizados por um morcego virtual
f_{max}	Frequência máxima de voos realizados por um morcego virtual
ng	Número total de geradores
P_{Gi}	Potência ativa gerada por uma unidade geradora elétrica
P_{carga}	Carga total do sistema
p_{Gi}^{max}	Limite superior de potência de uma unidade geradora
p_{Gi}^{min}	Limite inferior de potência de uma unidade geradora
P_{perdas}	Perdas ocorridas durante a transmissão
Pf_i	Fator de penalidade de uma unidade geradora
r	Taxa de emissão de pulsos
r_i^0	Taxa de emissão de pulsos inicial
v_i	Velocidade de voo de um morcego virtual
x_i	Posição atual de um morcego virtual
x_*	Melhor posição (solução) de um morcego dentre a população

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	JUSTIFICATIVA DO TRABALHO	14
1.2	OBJETIVO DO TRABALHO.....	14
1.2.1	Objetivos Específicos	14
1.3	ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO	15
2	REFERENCIAL TEÓRICO	16
2.1	USINA TERMELÉTRICA	16
2.1.1	Geração Termelétrica	16
2.1.2	Participação na matriz elétrica brasileira	18
2.2	DESPACHO ECONÔMICO	20
2.2.1	O problema clássico do despacho econômico	20
2.2.2	Modelagem matemática do problema clássico	21
2.2.3	Despacho Econômico com perdas	25
2.3	METAHEURÍSTICA DE OTIMIZAÇÃO BIOINSPIRADA.....	28
2.3.1	Procedimentos heurísticos e a metaheurística	28
2.3.2	Computação Natural e metaheurísticas bioinspiradas	29
2.3.2.1	<i>Otimização por Colônia de Formigas</i>	30
2.3.2.2	<i>Otimização por Enxame de Partículas</i>	31
2.4	ALGORITMO DO MORCEGO	32
2.4.1	A ecolocalização em morcegos	32
2.4.2	Descrição do algoritmo	33
2.4.3	Modelagem matemática dos parâmetros	34
2.5	TRABALHOS CORRELATOS.....	36
3	METODOLOGIA	40
3.1	ESTUDOS DE CASO.....	44
3.1.1	Estudo de Caso 1	44
3.1.2	Estudo de Caso 2	45
3.1.3	Estudo de Caso 3	46

4	RESULTADOS	47
4.1	ESTUDO DE CASO 1	47
4.2	ESTUDO DE CASO 2	49
4.3	ESTUDO DE CASO 3	51
5	CONCLUSÃO	53
	REFERÊNCIAS	54
	ANEXO A – ESTUDO DE CASO 2 - COEFICIENTES DE PERDAS	56
	ANEXO B – ESTUDO DE CASO 3 - COEFICIENTES DE PERDAS	57
	APÊNDICE A – TRECHO PRINCIPAL DO ALGORITMO DESENVOLVIDO	58

1 INTRODUÇÃO

A geração de energia elétrica no Brasil depende, em grande parte, de usinas hidroelétricas que, por sua vez, estão sujeitas às instabilidades decorrentes das mudanças climáticas como períodos de chuva escassos, por exemplo. Nesse cenário, o Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS) encontra um desafio ao desempenhar o seu papel de gerir o despacho das fontes de geração para atender em tempo real a demanda, que também é variável. As usinas termelétricas possuem relevância significativa na resolução desse problema, uma vez que o seu funcionamento depende da gestão humana e não do sol, do vento ou da chuva [1].

Nesse contexto, a presença de usinas termelétricas no portfólio de geração do SIN (Sistema Interligado Nacional) representa um fator estratégico para o setor elétrico brasileiro. Com o crescente avanço de fontes renováveis como eólica e solar no sistema, surge a possibilidade de as termelétricas atuarem para estabilizar a variabilidade na geração de curto prazo dessas fontes [1].

A geração termelétrica pode ser promovida por meio de diferentes combustíveis: gás natural, biomassa, carvão mineral, nuclear, óleo combustível entre outros. A definição do combustível para geração, especialmente para usinas de grande porte, está relacionada ao atendimento de critérios técnicos, econômicos, logísticos, ambientais e, em alguns casos, de políticas energéticas. Dependendo do tipo de combustível e da tecnologia utilizadas, elas podem atuar na geração contínua, denominada geração de base, na geração complementar às fontes renováveis ou no atendimento às demandas de ponta [1].

A quantidade de energia gerada nesse tipo de usina precisa seguir algum critério para atender à carga que se deseja alimentar. Nesse cenário, utiliza-se o despacho econômico de cargas (DE) que é o estudo do uso ótimo das unidades geradoras de um sistema elétrico. O objetivo desse estudo é a minimização do custo de produção de energia elétrica, satisfazendo as condições de operação do sistema. Do estudo resultam as potências de saída de cada unidade envolvida. O custo total de operação do sistema é definido como uma função objetivo (F.O.) igual à soma dos custos individuais de produção de cada unidade [2].

1.1 JUSTIFICATIVA DO TRABALHO

Em um cenário global e atual, pode-se afirmar que o mundo passa por um momento no qual a preocupação com a disponibilidade de recursos naturais é pungente. Nesse contexto destaca-se a necessidade de obtenção da maior eficiência possível dos sistemas de geração de energia disponíveis. Uma solução possível para esse problema é a aplicação do DE durante a geração de energia. O presente trabalho foca no DE voltado às usinas termelétricas.

1.2 OBJETIVO DO TRABALHO

Desenvolver um algoritmo capaz de calcular, iterativamente, o despacho econômico de unidades geradoras termelétricas de modo a minimizar o custo de produção de energia elétrica, satisfazendo as condições de operação do sistema. O mesmo deve, ainda, considerar as perdas estimadas que resultam da transmissão da energia gerada de modo a melhorar a aproximação dos resultados calculados com o cenário real.

1.2.1 Objetivos Específicos

Pretende-se alcançar o objetivo através do desenvolvimento e aplicação teórica de um algoritmo que calcule os níveis ótimos de potência a ser entregue por uma determinada quantidade de unidades térmicas para atender uma carga demandada, as informações necessárias serão coletadas de estudos de caso teóricos. O algoritmo deve fornecer, ainda, o custo total de operação do sistema para o nível ótimo encontrado bem como a quantidade de potência relativa às perdas.

O critério de convergência adotado é o cumprimento da equação de balanço de potência e o algoritmo não permite a violação dos limites de geração de cada usina. Pretende-se, ainda, validar a utilidade do uso de um método de otimização estocástico (metaheurístico) para solução do DE através de estudos de caso teóricos.

1.3 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

Este trabalho é composto por cinco capítulos. No Capítulo 1 é apresentada uma introdução sobre o assunto a ser abordado bem como a justificativa para escolha do tema e os objetivos do trabalho.

O Capítulo 2 é composto pelo referencial teórico. Neste são apresentados conceitos sobre termelétricas, despacho econômico termoelétrico, metaheurística de otimização bioinspirada e, mais especificamente, o algoritmo do morcego cuja utilização é necessária para alcançar o objetivo desse trabalho.

O Capítulo 3 demonstra a metodologia empregada no decorrer do desenvolvimento. No Capítulo 4 são apresentados os resultados encontrados considerando três estudos de caso conhecidos na literatura especializada. Por fim, no Capítulo 5, as principais conclusões advindas do desenvolvimento do presente trabalho são expostas.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Neste capítulo serão abordados os principais conceitos que dão base ao entendimento e desenvolvimento do trabalho proposto. Primeiramente, será definida uma usina termelétrica e o seu papel fundamental na matriz elétrica brasileira. Serão apresentadas, ainda, definições acerca da metaheurística de otimização bioinspirada que pode ser aplicada no problema de otimização representado pelo despacho econômico termoelétrico. Por fim, será apresentada a forma como o problema do DE foi abordado nesse cenário por outros autores.

2.1 USINA TERMELÉTRICA

2.1.1 Geração Termelétrica

De acordo com [3], o processo fundamental que baseia o funcionamento das centrais termelétricas é a conversão de energia térmica em energia mecânica que posteriormente é transformada em energia elétrica. A conversão da energia térmica em mecânica se dá por meio do uso de um fluido que produz, em seu processo de expansão, trabalho em turbinas térmicas. O acionamento mecânico de um gerador elétrico acoplado ao eixo da turbina permite a conversão de energia mecânica em elétrica.

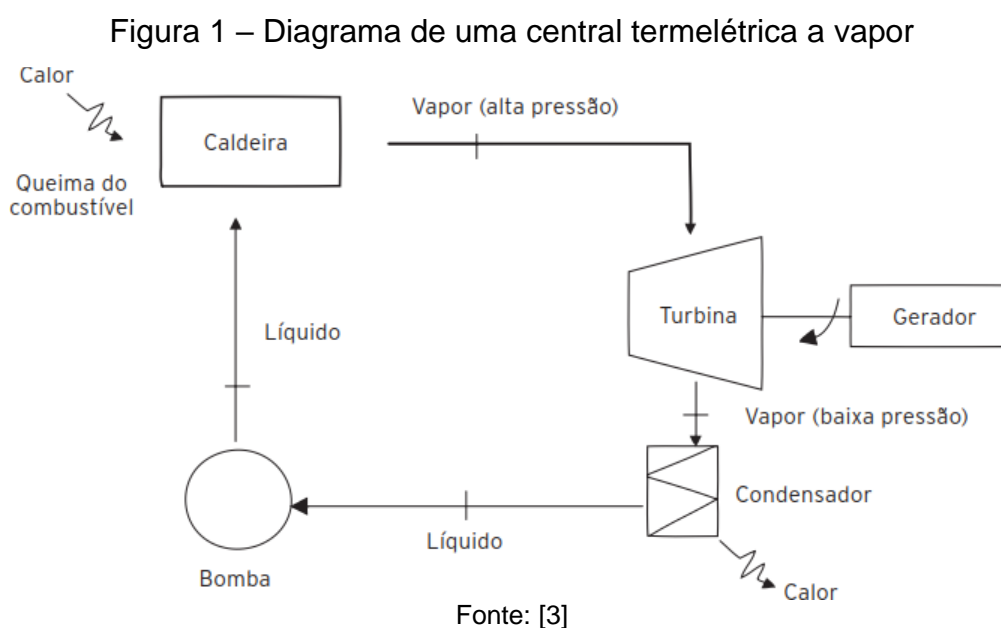
Essa energia térmica pode ser gerada pelo aproveitamento da energia química de combustíveis, através do processo de combustão, ou, ainda, advir da energia nuclear dos combustíveis radioativos por meio de fissão nuclear. Centrais cuja geração é baseada na combustão são chamadas de termelétricas; já as centrais que se baseiam na fissão nuclear são chamadas de centrais nucleares [3].

Segundo [3], as centrais termelétricas são classificadas de acordo com o método de combustão utilizado:

- a) **combustão externa**: o combustível não possui contato direto com o fluido de trabalho. Esse processo é comum em centrais termelétricas a vapor, nas quais o combustível aquece o fluido de trabalho (em geral água) em uma caldeira gerando vapor que, ao se expandir em uma turbina, produz trabalho mecânico. As centrais nucleares, embora não utilizem combustão e sim fissão nuclear, recebem essa classificação uma vez que durante o processo de fissão não há contato direto com o fluido de trabalho;

b) **combustão interna:** a combustão ocorre sobre uma mistura de ar e combustível. O que faz com que o fluido de trabalho seja o conjunto de produtos da combustão. O processo de combustão interna está presente, principalmente, nas turbinas a gás e nas máquinas térmicas a pistão (motores a diesel, por exemplo).

Na Figura 1 é ilustrado um diagrama simplificado do funcionamento de uma central termelétrica com combustão externa (a vapor). A queima de combustível gera calor que transforma o líquido, contido na caldeira, em vapor. Este se expande (a pressão passa de alta a baixa) na turbina, que por sua vez movimentada um gerador elétrico. O vapor que sai da turbina segue em direção ao condensador, onde, após remoção de calor, retorna ao estado líquido. O líquido é, então, bombeado de volta à caldeira, completando o ciclo [3].

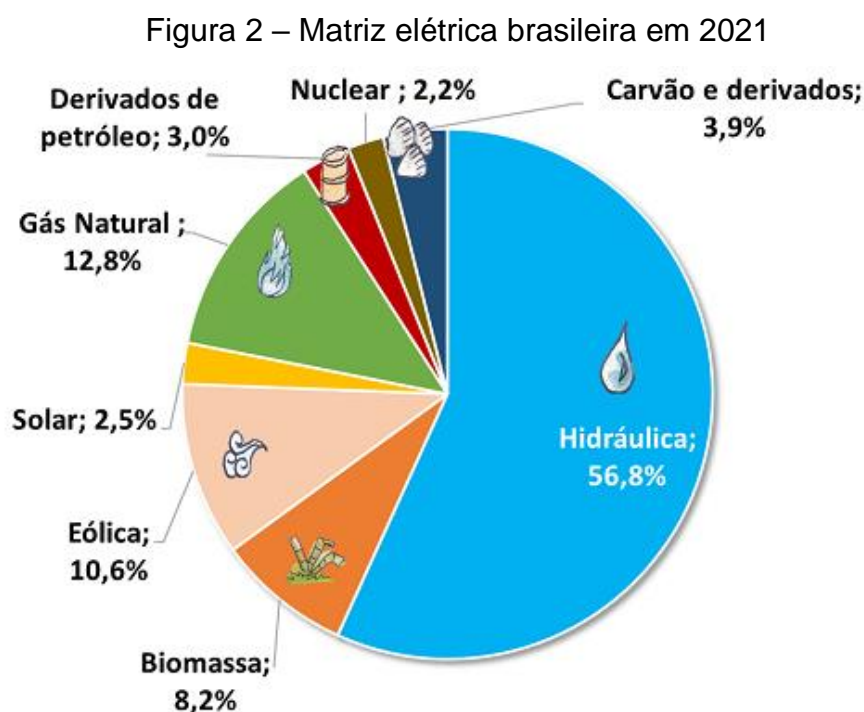


Os principais combustíveis utilizados nas centrais a vapor são o óleo, o carvão, a biomassa (madeira, bagaço de cana, lixo etc.) e os derivados pesados de petróleo. Já em centrais cujas máquinas térmicas funcionam com a combustão interna são utilizados o gás natural e o óleo diesel. É possível, ainda, o aproveitamento da energia geotérmica que é renovável como a energia solar que, além de ser diretamente utilizada para geração de energia elétrica, em painéis fotovoltaicos, pode também ser fonte direta de calor para uma usina termelétrica nas denominadas centrais heliotérmicas ou termossolares [3].

2.1.2 Participação na matriz elétrica brasileira

A matriz elétrica representa o conjunto de fontes que um dado território geográfico possui à sua disposição para a geração de energia elétrica. A brasileira é majoritariamente renovável, ao contrário do resto do mundo, isso se deve ao fato de que grande parte da energia elétrica é gerada em usinas hidrelétricas [4].

A Figura 2 apresenta a contribuição percentual de cada fonte de energia para a matriz elétrica do Brasil. Nela é possível notar a presença de diversos combustíveis empregados em usinas termelétricas como o gás natural e a biomassa, por exemplo [5].



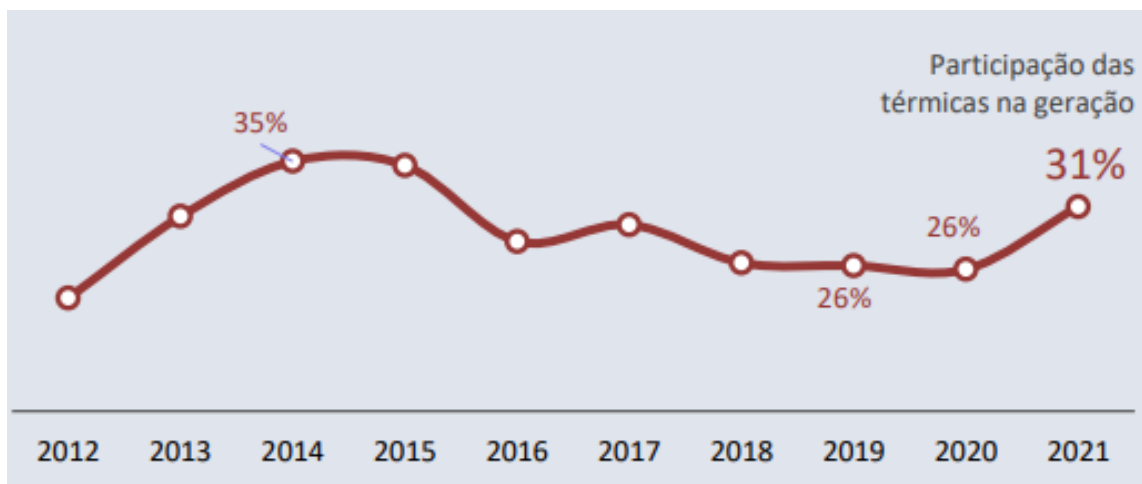
Fonte: [5]

De acordo com [5], em 2021 a participação de fontes renováveis na matriz energética teve um leve recuo devido à queda da oferta de energia hidráulica, associada à escassez hídrica e ao acionamento das usinas termelétricas. A oferta interna de energia elétrica cresceu 3,9% em relação a 2020 chegando a 25,7 TWh. O principal destaque foi o avanço da geração à base de gás natural que obteve um crescimento de 46,2%.

Na Figura 3 é possível verificar que houve um crescimento na participação das usinas termelétricas na geração de energia no ano de 2021 – ano mais recente em que o levantamento foi realizado e divulgado pela Empresa de Pesquisa

Energética (EPE). Apesar de não ter sido alcançado o patamar mais elevado da série histórica apresentada na Figura 3, a grande participação (31%) evidencia o papel fundamental que esse tipo de usina representa para a geração de energia elétrica no país – sobretudo em períodos de escassez hídrica como o enfrentado no ano de 2021.

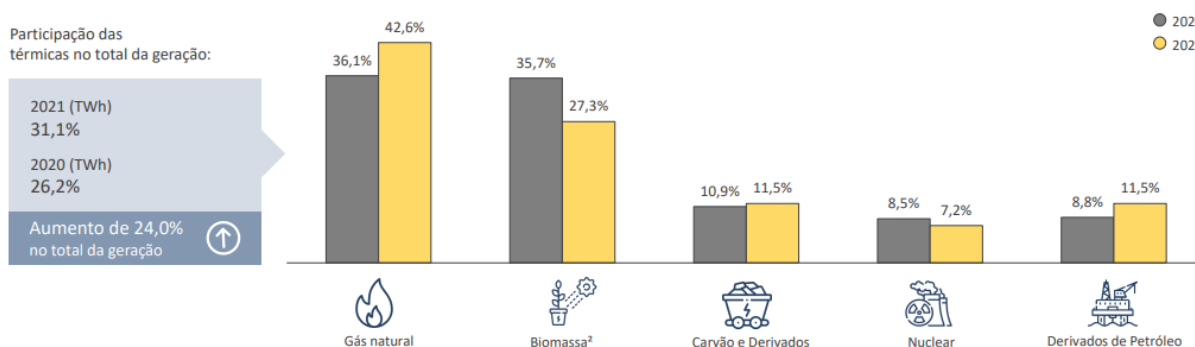
Figura 3 – Participação das térmicas na geração



Fonte: [5]

Ainda segundo [5], em 2021 houve avanço de 24% na geração termelétrica, com destaque maior para o crescimento do gás natural. Com isso, a participação no total da geração de energia elétrica aumentou. A geração a base de derivados de petróleo e a carvão também tiveram avanços significativos em 2021. A Figura 4 apresenta, de modo gráfico, maiores detalhes sobre a evolução da participação das usinas térmicas no total de energia gerada e quais combustíveis foram mais utilizados nessas usinas.

Figura 4 – Detalhamento da participação térmica na geração



Fonte: [5]

É evidente que houve um incremento no uso do gás natural que avançou de 36,1% em 2020 para 42,6% em 2021. Além disso, a participação da biomassa, um combustível mais limpo, apresentou queda de 35,7% para 27,3% no mesmo período.

2.2 DESPACHO ECONÔMICO

2.2.1 O problema clássico do despacho econômico

Segundo [6], o despacho econômico (DE) é um método simplificado voltado à operação econômica de um sistema de geração de energia sem considerar a rede completa. O mesmo tem sido usado em sistemas de energia há muito tempo. O método do custo incremental igual e a equação de coordenação, abordados posteriormente, são ferramentas eficientes para determinação de cronogramas de geração otimizados. Esse método foi desenvolvido em um período onde a computação ainda não era capaz de lidar com grandes sistemas.

O operador do sistema, dentre suas atribuições, precisa montar um cronograma de despacho da energia gerada de modo a atender à demanda total de energia elétrica a cada hora. Usualmente, o custo do combustível é o principal fator considerado durante o despacho de unidades de geração. As que possuem custo de combustível menores são priorizadas de modo a se obter mais energia gerada ao menor custo possível. Este princípio econômico simples, à primeira vista, parece ser direto, no entanto, é difícil de ser implementado devido às características não lineares das unidades geradoras. A relação entre o consumo de combustível e a energia gerada não é linear. Para se chegar à solução mais econômica de despacho energético torna-se necessário o uso de um modelo de otimização. Nesta seção, serão apresentados o princípio e o modelo matemático do DE, bem como alguns possíveis métodos de solução [6].

De acordo com [6], o objetivo do DE é determinar um cronograma para cada unidade geradora por um período de tempo específico. O custo total de geração, encontrado considerando todas as unidades envolvidas, deve ser o mínimo em comparação com qualquer outro cronograma de geração. O requisito fundamental do DE é que a soma da geração de todas as unidades seja capaz de atender à carga do sistema no período de tempo considerado e que a potência gerada em cada unidade esteja dentro de seus limites superior e inferior de operação.

No modelo clássico, que é mais simples, a rede de transmissão não linear é ignorada e representada apenas por um grande nó, nessa conjuntura as perdas ocorridas durante a transmissão na rede são ignoradas. O agendamento do despacho de geração é feito normalmente para cada hora do dia seguinte. As unidades geradoras são despachadas pelo operador do sistema em função da sua potência de saída, ou potência gerada (P_{Gi}) medida em MW para cada hora. Deste modo, a energia total fornecida em 1 hora é dada em MWh. A solução do DE é o valor de P_{Gi} em cada unidade geradora para uma hora específica [6].

2.2.2 Modelagem matemática do problema clássico

Assumindo que o número de unidades geradoras do sistema é N e o número de cargas no sistema é M . Como a rede de transmissão é considerada um nó, a localização das cargas no sistema não é relevante e não é necessário identificar cada carga individualmente no problema. Utiliza-se, então, a demanda total de todos os clientes como sendo a carga do sistema (P_{carga}) que é conhecida. Considera-se, ainda, que as funções de custo de geração dos geradores envolvidos são conhecidas pelo operador do sistema em um sistema de geração centralizado [6].

O custo de geração é uma função não linear da potência de saída. O mesmo será considerado como uma função quadrática ($C_i(P_{Gi})$), que representa a função de custo de geração da unidade geradora i conforme equação (1), na qual a , b e c são os coeficientes dessa equação de segundo grau.

$$C_i(P_{Gi}) = aP_{Gi}^2 + bP_{Gi} + c \quad \forall i = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

O custo total da energia gerada em usinas termelétricas é composto pelos custos de investimento (c), custos de operação e manutenção (b) e custo do combustível utilizado (a). Os custos de investimento são relacionados à construção da usina e são tipicamente apresentados numa base de unidades monetárias por quilowatt instalado (\$/kW), levando-se em consideração a capacidade instalada total da usina [7].

Os custos com operação e manutenção são divididos em fixos e variáveis. São classificados como fixos aqueles que não variam significativamente com a produção de eletricidade, estes não variam com o número de horas de operação e

geralmente são expressos em \$/kW/ano. Incluem mão de obra e encargos mensais de operação, despesas gerais e administrativas e manutenção preventiva programada, entre outros. Já os custos variáveis são diretamente proporcionais à quantidade de energia produzida e geralmente são expressos em \$/MWh. Incluem o consumo de água e lubrificantes e o tratamento da água, entre outros [7].

O custo do combustível refere-se aos gastos para aquisição do tipo de combustível utilizado. Junto com os custos de operação e manutenção é um dos fatores de maior peso nos custos da geração termelétrica [7].

O objetivo do DE é minimizar o custo total de geração (C_{total}), obtido pela soma dos custos de todas as unidades geradoras envolvidas. A função objetivo pode ser expressa como em (2).

$$\text{Min } C_{total} = \sum_{i=1}^N C_i(P_{Gi}) \quad (2)$$

A potência gerada em cada unidade (P_{Gi}), presente na função objetivo, representa uma variável de controle. A mesma está sujeita à restrição do balanço de potência (3), ao limite superior de geração (4) e ao limite inferior de geração (5).

$$\sum_{i=1}^N (P_{Gi}) = P_{carga} \quad (3)$$

$$P_{Gi} \leq P_{Gi}^{max} \quad (4)$$

$$P_{Gi}^{min} \leq P_{Gi} \quad (5)$$

As equações de (2) a (5) representam um modelo de otimização típico de problemas de programação não-lineares pois é composto por um sistema de equações e desigualdades (restrições) que possui um conjunto de variáveis reais e uma função objetivo a ser minimizada. As restrições (4) e (5) são lineares. A F.O. (2) é uma função não linear contínua e convexa. Um método comumente empregado na solução desse tipo de problema de otimização restrita é

a inclusão de restrições usando multiplicadores de Lagrange (λ). A equação (3) pode ser reformulada como em (6).

$$\varphi = P_{carga} - \sum_{i=1}^N (P_{Gi}) \quad (6)$$

A função lagrangeana (\mathcal{L}), equação (7), consiste na soma da função de restrição (φ) multiplicada por uma variável indeterminada (λ) com a função objetivo C_{total} .

$$\begin{aligned} \mathcal{L} = C_{total} + \lambda\varphi &= \sum_{i=1}^N C_i(P_{Gi}) + \lambda \left(P_{carga} - \sum_{i=1}^N (P_{Gi}) \right) \\ &= \sum_{i=1}^N (C_i(P_{Gi}) - \lambda P_{Gi}) + \lambda P_{carga} \end{aligned} \quad (7)$$

Na função (7) existem $N+1$ variáveis, as quais incluem N potências geradas (P_{Gi}) e um multiplicador de Lagrange (λ). Os valores máximos (ou mínimos) da função \mathcal{L} são encontrados quando a primeira derivada dessa em relação a cada variável é igual a 0, conforme equacionado em (8) e (9).

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial P_{Gi}} = \frac{dC_i(P_{Gi})}{dP_{Gi}} - \lambda = 0 \quad \forall i = 1, 2, \dots, N \quad (8)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \lambda} = - \sum_{i=1}^N (P_{Gi}) + P_{carga} = 0 \quad (9)$$

Essas equações podem, ainda, ser simplificadas como exposto em (10) e (11).

$$\frac{dC_i(P_{Gi})}{dP_{Gi}} = \lambda \quad \forall i = 1, 2, \dots, N \quad (10)$$

$$\sum_{i=1}^N (P_{Gi}) = P_{carga} \quad (11)$$

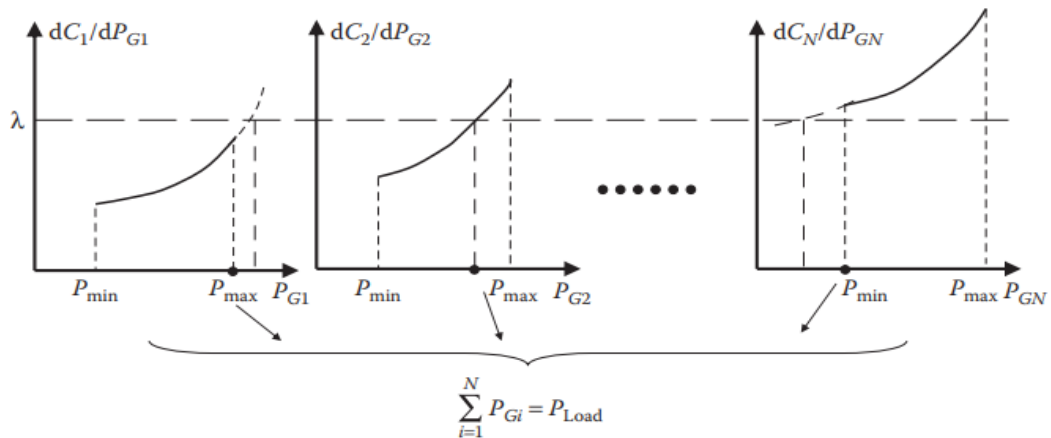
As equações (10) e (11) definem que a condição necessária para a operação em custo mínimo é que as primeiras derivadas das funções de custo de geração de todos os geradores sejam iguais a um valor λ ao mesmo tempo em que a soma de todas as potências geradas seja igual à carga total atendida pelo sistema. Resolvendo-se essas equações é possível obter os valores de P_{Gi} para cada unidade geradora e o valor do λ . Os valores de P_{Gi} obtidos representam o cronograma ótimo de geração para cada gerador envolvido [6].

A primeira derivada de uma função de custo em relação à quantidade de produto, em Economia, representa o custo incremental. Deste modo, conforme (10), o valor de λ representa o custo incremental do sistema que também é considerado como sendo o preço global da eletricidade do sistema. Ou seja, quando todos os geradores operam com o mesmo custo incremental enquanto geram potência suficiente para alimentar a carga total, o cronograma ótimo de geração é alcançado e têm-se a operação em custo mínimo. Esta é a solução do despacho econômico, também chamado de despacho de custo incremental igual [6].

Durante a solução do DE, caso o valor da potência a ser gerada por uma dada unidade (P_{Gi}), obtido através de (10) com um dado valor de λ , exceda o limite máximo de geração (P_{Gi}^{max}) deve ser utilizado o valor de P_{Gi}^{max} ($P_{Gi} = P_{Gi}^{max}$). De maneira análoga, se o valor obtido for inferior ao limite inferior de geração (P_{Gi}^{min}), a solução deve ser definida como P_{Gi}^{min} ($P_{Gi} = P_{Gi}^{min}$). Em seguida, o princípio do custo incremental igual é aplicado nas demais unidades restantes afim de se obter o valor de λ global do sistema, satisfazendo a quantidade de carga a ser atendida restante com base em (11) [6].

Os geradores que tiverem seu limite de geração superior atingido, possuirão um valor de λ , advindo de (10), menor do que o encontrado para o sistema. De modo similar, quando o limite inferior for atingido a solução de (10) para a unidade em questão será superior à do sistema. Esse comportamento pode ser observado na Figura 5 [6].

Figura 5 – Despacho Econômico com restrições



Fonte: [6]

2.2.3 Despacho Econômico com perdas

Segundo [6], as perdas ocorridas durante a transmissão dependem de alguns fatores como a topologia da rede, os parâmetros da linha e a localização dos geradores e das cargas. De posse do modelo de rede completo, as perdas podem ser calculadas através da solução das equações, não lineares, de fluxo de potência. Essas são resolvidas, geralmente, computacionalmente com o método iterativo de Newton-Raphson. Antes da criação do computador e seu posterior uso em análise de sistemas de energia, os engenheiros utilizavam o método do custo incremental igual para solução do DE, sem computação das perdas. Posteriormente, estas foram inseridas no problema através do uso de uma função quadrática simples que as representassem.

A função quadrática mais simples, responsável pela computação das perdas, é dada pela equação (12). Uma fórmula mais geral e completa, denominada fórmula das perdas de Kron, possui, adicionalmente, um termo linear e outro constante conforme exposto na equação (13) [8].

$$P_{perdas} = \sum_{i=1}^{ng} \sum_{j=1}^{ng} P_{Gi} B_{ij} P_{Gj} \quad (12)$$

$$P_{perdas} = \sum_{i=1}^{ng} \sum_{j=1}^{ng} P_{Gi} B_{ij} P_{Gj} + \sum_{i=1}^{ng} B_{0i} P_{Gi} + B_{00} \quad (13)$$

Os coeficientes B_{ij} são denominados coeficientes de perdas ou, simplesmente, coeficientes B os quais são determinados a priori através de um caso base considerando todos os geradores (ng) presentes no sistema em estudo. Com isso, o balanço de potência pode ser reescrito incluindo as perdas de transmissão (P_{perdas}) como em (14) [8].

$$\sum_{i=1}^N (P_{Gi}) = P_{carga} + P_{perdas} \quad (14)$$

ou

$$\varphi = P_{carga} + P_{perdas} - \sum_{i=1}^N (P_{Gi}) = 0$$

O DE considerando perdas é definido pelas equações (2), (4), (5) e (14). As condições necessárias para obtenção do despacho a custo mínimo são encontradas através do mesmo procedimento adotado em 2.2.2. Nessas condições, o símbolo utilizado para representar o multiplicador de Lagrange é λ' e a função lagrangeana atualizada (\mathcal{L}) se torna a equação (15).

$$\begin{aligned} \mathcal{L} = C_{total} + \lambda' \varphi &= \sum_{i=1}^N C_i(P_{Gi}) + \lambda' \left(P_{carga} + P_{perdas} - \sum_{i=1}^N (P_{Gi}) \right) \\ &= \sum_{i=1}^N (C_i(P_{Gi}) - \lambda' P_{Gi}) + \lambda' P_{carga} + \lambda' P_{perdas} \end{aligned} \quad (15)$$

Na equação (15), o termo P_{perdas} não é uma constante e advém da aplicação da equação (13), dada em função das potências geradas (P_{Gi}). Derivando (15) parcialmente em relação a P_{Gi} e λ' , e rearranjando os termos, obtêm-se o conjunto de condições (16) e (17).

$$\frac{dC_i(P_{Gi})}{dP_{Gi}} = \lambda' \left(1 - \frac{\partial P_{perdas}}{\partial P_{Gi}} \right) \quad \forall i = 1, 2, \dots, N \quad (16)$$

$$\sum_{i=1}^N (P_{Gi}) = P_{carga} + P_{perdas} \quad (17)$$

As equações (16) e (17) são conhecidas como equações de coordenação. A parcela $\frac{\partial P_{perdas}}{\partial P_{Gi}}$ representa a perda incremental atribuída ao gerador i , cujo valor traduz o aumento nas perdas do sistema causado pelo aumento de uma unidade de geração no gerador i . O inverso do termo que multiplica λ' na equação (16) é chamado de fator de penalidade (Pf_i) equacionado em (18) [6].

$$Pf_i = \frac{1}{\left(1 - \frac{\partial P_{perdas}}{\partial P_{Gi}}\right)} \quad \forall i = 1, 2, \dots, N \quad (18)$$

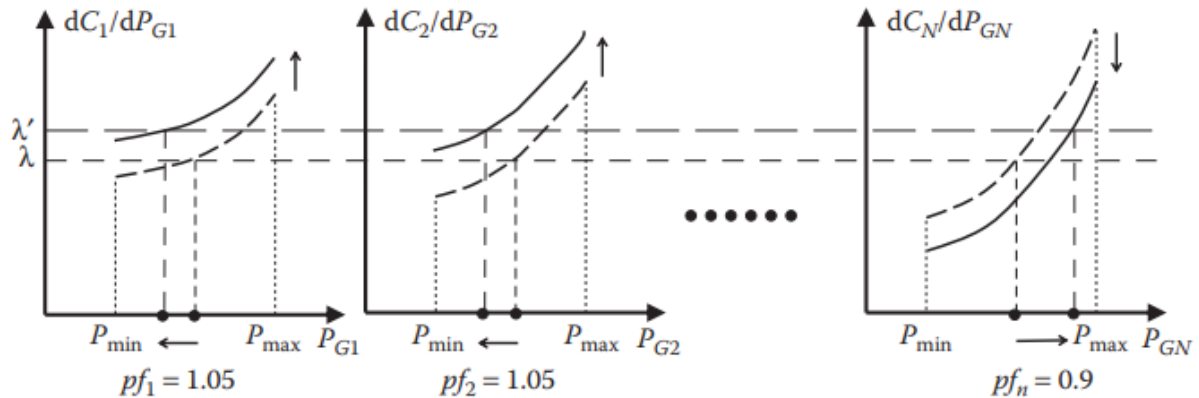
Um fator de penalidade superior a 1 significa que aumentar a geração do gerador i acarretará em mais perdas ao sistema, esse é o caso mais comum. Do contrário, fator inferior a 1, um aumento na potência gerada pelo gerador i reduzirá as perdas do sistema, os geradores que apresentem esse cenário, apesar de não serem comuns, devem ser priorizados durante o despacho [6].

Segundo [6], o custo incremental pode ser corrigido pelo fator de penalidade por gerador, uma vez que o mesmo representa os impactos da geração nas perdas. Em resumo, as condições necessárias para operação a custo mínimo, considerando as perdas, são:

- a) todos os geradores devem operar em níveis de potência gerada tais que seus custos incrementais corrigidos sejam iguais a λ' ;
- b) a geração total encontrada deve ser igual à carga total mais as perdas.

Na Figura 6 pode-se verificar resultados encontrados por meio do uso das equações de coordenação. As curvas sólidas representam custos incrementais ajustados considerando fatores de penalidade.

Figura 6 – Despacho Econômico considerando perdas de transmissão



Fonte: [6]

De acordo com as equações (16) e (17), a solução de custo mínimo considerando perdas é obtida quando todos os custos incrementais ajustados são iguais a λ' . Analisando a Figura 6 é perceptível que a solução do DE, comparada aos resultados encontrados sem considerar as perdas, para o gerador cujo Pf é maior que 1 é movida para a esquerda (há uma redução na potência de saída programada), já para o gerador com Pf inferior a 1 essa movimentação ocorre para a direita (a potência de saída programada é aumentada). É possível chegar à conclusão de que geradores que causam mais perdas devem ter sua contribuição para com a geração de energia reduzida, enquanto geradores que ocasionam menos perdas devem ter sua participação aumentada [6].

2.3 METAHEURÍSTICA DE OTIMIZAÇÃO BIOINSPIRADA

2.3.1 Procedimentos heurísticos e a metaheurística

Encontrar soluções exatas para problemas de otimização complexos representa um grande desafio para os algoritmos computacionais. A solução desse tipo de problema requer, em muitos casos, um consumo exponencial de processamento em tempo ou em memória dependendo do tamanho da entrada de dados. Nas últimas décadas, em face da resposta insuficiente dos métodos exatos, investiu-se no desenvolvimento e aprimoramento de estratégias aproximativas e eficientes capazes de solucionar essa classe de problemas. Esse conjunto de procedimentos aproximativos são chamados de métodos heurísticos [9].

Uma heurística pode ser definida como uma técnica computacional aproximativa cujo objetivo é alcançar uma solução que seja aceitável para um determinado problema representável em um computador, empregando um esforço computacional razoável e capaz de garantir, em determinadas condições, a viabilidade ou a otimalidade da solução proposta. De modo geral, as heurísticas podem ser implementadas mais facilmente do que os métodos exatos e sofisticados atuais [9].

As heurísticas modernas, também conhecidas como metaheurísticas, representam uma classe de estratégias recentes voltadas a direcionar o processo de construção de heurísticas. Do grego meta (nível superior) e heurística (encontrar), sua etimologia sugere um procedimento de alto nível para solucionar um problema. O contexto meta-heurístico é composto de regras que podem ser estipuladas arbitrariamente e se basear em fenômenos físicos, químicos, biológicos, sociais, semânticos ou propriedades matemáticas. Uma metaheurística pode ser resumida como uma estratégia maior de construir estratégias menores ou heurísticas [9].

2.3.2 Computação Natural e metaheurísticas bioinspiradas

Na ciência da computação, Computação Natural é uma área focada em estudos sobre aprendizado de máquina, estatística e otimização. Processos complexos que ocorrem na natureza são analisados e modelados e, com base na sua compreensão, são desenvolvidos novos algoritmos aplicáveis a problemas reais. Após estudar os mais diversos processos, essa área foi capaz de desenvolver técnicas como, por exemplo, computação evolutiva, computação quântica, computação molecular, autômatos celulares e geometria fractal [10].

Computação bioinspirada é uma subárea de pesquisa da Computação Natural que desenvolve técnicas computacionais inspiradas na biologia. Através dela processos biológicos são usados para sugerir abordagens alternativas para um projeto com a consequente implementação de novas técnicas computacionais. Algumas técnicas dessa área são: redes neurais artificiais, algoritmos evolutivos, vida artificial e colônias de formigas [11].

Segundo [10], a inteligência de enxames, ou inteligência coletiva, é um tipo de inteligência de nível superior manifestada por indivíduos inseridos em um dado comportamento social. Esses precisam estar aptos a interagir entre si e com o ambiente. A inserção de comportamentos sociais em uma metaheurística permite

levar em consideração aspectos como maior facilidade de encontrar alimento, melhor divisão de trabalho, melhor aproveitamento das capacidades de cada indivíduo e como evitar predadores e facilitar a operação de caça.

Os algoritmos baseados nesse tipo de inteligência utilizam indivíduos simples capazes de agir de forma auto-organizada, ou seja, sem nenhum tipo de controle central sobre os membros que compõem o enxame. As técnicas de otimização por colônia de formigas e otimização por enxame de partículas são exemplos de aplicação da inteligência de enxames [10].

2.3.2.1 *Otimização por Colônia de Formigas*

Diversas metaheurísticas foram desenvolvidas tendo como inspiração colônias de formigas. A mais difundida e estudada é uma técnica de otimização conhecida como ACO (do inglês *Ant Colony Optimization*), inspirada no comportamento das formigas quando buscam alimento. O fato de interesse é a comunicação entre formigas da colônia realizada através do depósito de feromônio nas trilhas percorridas [10].

Inicialmente, as formigas exploram de maneira aleatória uma certa região. Enquanto se movimentam, elas depositam feromônio pelo solo no decorrer do caminho. As formigas são capazes de sentir o odor da substância química que compõe o feromônio. Estudos indicam que as formigas, diante de mais de uma opção de caminho a ser percorrido, escolhem aquele cuja concentração de feromônio é maior. A probabilidade de as formigas que encontram alimento pelo menor caminho retornarem antes do que as que escolheram o caminho mais longo é maior, o que faz com que o menor caminho fique com uma maior concentração de feromônio e, provavelmente, será o caminho seguido pelas próximas formigas [10].

A ACO pode ser aplicada em um problema de otimização por maximização, gerando como solução o indivíduo capaz de maximizar o valor de uma função objetivo. Um exemplo de função objetivo simples seria o menor caminho entre dois pontos. Ela pode ser facilmente utilizada no famoso problema do caixeiro-viajante. A função objetivo pode, ainda, representar qualquer problema de otimização [10].

2.3.2.2 Otimização por Enxame de Partículas

Essa técnica se baseia no conceito de que o compartilhamento de informações entre indivíduos acarreta em uma vantagem evolutiva. Chamado de PSO (oriundo do inglês *particle swarm optimization*) é uma técnica de otimização global desenvolvida por Kennedy e Eberhart (1995) e inicialmente utilizada na otimização de funções contínuas não lineares. Seu desenvolvimento se inspirou no comportamento social de pássaros, peixes e dos seres humanos [10].

Nessa técnica, as soluções são ditas partículas. As partículas podem se movimentar em um espaço de busca e armazenar informações passadas a elas e, ainda, compartilhar informações com as demais. Esses dois tipos de informações correspondem à aprendizagem individual (cognitiva) e à transmissão cultural (social). O intuito seria as partículas utilizarem as melhores soluções e, com isso, evoluírem. O processo de adaptação cultural pode ser explicado com base em três princípios:

- a) **avaliar**: cada partícula deve conseguir avaliar a sua solução encontrada no espaço de busca.
- b) **comparar**: cada partícula deve ser capaz de comparar a sua solução com as soluções obtidas pelas demais partículas.
- c) **imitar**: as partículas precisam imitar o funcionamento da partícula que mais se aproximou da solução desejada [10].

Esse algoritmo pode ser aplicado tanto em problemas binários quanto contínuos. Cada partícula possui três características que as definem, sua posição atual, sua velocidade e a melhor posição encontrada por ela. Cada partícula é tida como um ponto em um espaço d-dimensional e só se moverá em uma direção estipulada em função da sua posição atual, da sua velocidade, da melhor posição encontrada por ela e da melhor posição encontrada pelos seus vizinhos. Após executar o algoritmo, a melhor solução encontrada para resolver o problema de otimização será a posição da partícula que possua a melhor avaliação, deste modo cada componente do vetor que representa a posição representará uma parte dessa solução [10].

2.4 ALGORITMO DO MORCEGO

2.4.1 A ecolocalização em morcegos

De acordo com [12], a ecolocalização é um tipo de sonar utilizado por morcegos para detectar presas, contornar obstáculos e localizar fendas no escuro. Após emitirem um pulso sonoro muito alto, os mesmos ouvem o eco que é refletido pelos objetos atingidos que os circundam. Grande parte dos morcegos usam sinais curtos de frequência modulada capazes de varrer cerca de uma oitava, outros utilizam sinais de frequência constante para ecolocalização. A largura de banda do sinal varia de acordo com a espécie e em geral aumenta com o uso de mais harmônicos.

Cada pulso dura apenas alguns milésimos de segundo (de 8 a 10 ms) e sua frequência constante geralmente está contida na região entre 25 kHz e 150 kHz. Uma rajada ultrassônica pode durar de 5 a 20 ms, e os morcegos geram cerca de 10 a 20 dessas a cada segundo. A taxa de emissão de pulsos pode ser elevada para 200 pulsos por segundo quando eles estão perseguidos suas presas mais de perto. Essa quantidade de rajadas evidencia a capacidade extraordinária desses animais de processar sinais [12].

A velocidade do som no ar é usualmente 340 m/s. O comprimento de onda (Λ) das rajadas de som ultrassônico de frequência f pode ser encontrado pela equação (19). Seu valor típico é de 2 a 14 mm para a faixa de frequência típica e está na mesma ordem dos tamanhos de suas presas.

$$\Lambda = \frac{v}{f} \quad (19)$$

Com relação à intensidade, um único pulso emitido pode atingir 110 dB. O volume varia de acordo com o cenário no qual é emitido, sendo mais alto durante a perseguição à presa e mais silencioso conforme a proximidade entre eles é diminuída. O alcance dos pulsos curtos é de alguns metros e varia de acordo com a frequência. Os morcegos são capazes de desviar de obstáculos tão pequenos quanto fios de cabelo humanos [12].

Estudos indicam que esses animais se baseiam no atraso de tempo entre a emissão e a detecção do eco, na diferença temporal de percepção entre seus ouvidos e nas variações de volume dos ecos para construir uma espécie de mapa

tridimensional do ambiente. Eles conseguem detectar a distância, a orientação e até mesmo a velocidade de movimento de suas presas [12].

2.4.2 Descrição do algoritmo

Inúmeros algoritmos inspirados em morcegos podem ser desenvolvidos apenas se baseando em algumas características da sua ecolocalização que podem ser associadas à função objetivo a ser otimizada. Serão usadas as seguintes regras idealizadas:

- a. os morcegos usam a ecolocalização para identificar a distância e também diferenciam suas presas de obstáculos de alguma forma;
- b. eles voam aleatoriamente a uma velocidade v_i na posição x_i com uma frequência definida f_{min} , variando o comprimento de onda λ e o volume A_0 ao procurar presas. Dependendo da proximidade do alvo, eles podem ajustar automaticamente o comprimento de onda (ou frequência) de seus pulsos bem como ajustar a taxa de emissão de pulso $r \in [0,1]$;
- c. o volume pode variar de diversas maneiras, será assumido que o volume varia de um valor grande e positivo (A_0) a um valor mínimo constante (A_{min}).

Além das suposições acima, para simplificar, também são usadas algumas aproximações. A frequência f contida em uma faixa $[f_{min}, f_{max}]$ está diretamente relacionada à uma faixa de comprimentos de onda $[\lambda_{min}, \lambda_{max}]$. Uma faixa de frequência de 20 kHz a 500 kHz corresponde a uma faixa de comprimentos de onda de 0,7 mm a 17 mm, por exemplo [12].

Com o intuito de simplificar a implementação, para um determinado problema, pode-se usar qualquer comprimento de onda. A abordagem adotada nesse método será variar a frequência mantendo o comprimento de onda fixo, o que é possível uma vez que λ e f são inversamente proporcionais como exposto na equação (17). Assumindo que $f \in [0, f_{max}]$, frequências mais altas apresentam comprimentos de onda curtos e percorrem uma distância menor. O alcance típico é de alguns metros no caso dos morcegos. A taxa de pulso (r) será simplesmente adotada como pertencente ao intervalo $[0, 1]$, em que 0 significa nenhum pulso e 1 significa a taxa máxima de emissão de pulso [12].

Tendo como base as aproximações e idealizações expostas, as etapas básicas de implementação do algoritmo do morcego BA (do inglês *Bat Algorithm*) podem ser resumidas no pseudocódigo apresentado na Tabela 1, em que *rand* é um valor aleatório oriundo de uma distribuição uniforme no intervalo de 0 a 1.

Tabela 1 – Pseudocódigo do Algoritmo do Morcego

Algoritmo do Morcego
Definir os parâmetros: $n, f_{min}, f_{max}, A_0, r_i^0, \alpha$ e γ Inicializar a população de morcegos, x_i e $v_i \forall i = 1, 2, \dots, N$ Definir a frequência de pulsos f_i quando em x_i Inicializar a taxa de pulsos r_i e o volume A_i Avaliar os morcegos gerados com base na FO ($f(x_i)$) Encontrar o morcego com a melhor posição dentre a população (x_*) Enquanto (critério de convergência) faça Para (cada morcego i ; de i até n) faça Gerar nova solução de localização x_i atualizando a frequência f_i e a velocidade v_i Se ($rand > r_i$) Selecionar uma solução dentre as melhores soluções ($x_{antigo} = x_*$) Gerar uma solução local (x_{novo}) com base na solução escolhida Fim Se Gerar, aleatoriamente, uma nova posição x_i^t Obter o valor da FO com base em x_i^t (voo aleatório) Se ($rand > A_i \ \&\& \ f(x_i^t) < f(x_*)$) Aceitar a nova solução Aumentar r_i e reduzir A_i Fim Se Classificar os morcegos e encontrar o melhor morcego (x_*) Fim Para Fim Enquanto Resultados (x_* e $f(x_*)$) e visualização pós-processamento

Fonte: Adaptado de [12] e [13]

2.4.3 Modelagem matemática dos parâmetros

No algoritmo proposto são utilizados morcegos virtuais. Considerando que eles podem percorrer um espaço de busca fictício, é preciso calcular as suas diferentes posições (x_i^t) e velocidades (v_i^t) em dados instantes de tempo (t) através das equações (20), (21) e (22).

$$f_i = f_{min} + (f_{max} - f_{min})\beta \quad (20)$$

$$v_i^t = v_i^{t-1} + (x_i^t - x_*)f_i \quad (21)$$

$$x_i^t = x_i^{t-1} + v_i^t \quad (22)$$

Onde $\beta \in [0, 1]$ representa um vetor aleatório oriundo de uma distribuição uniforme, x_* representa a melhor localização (solução) atual, definida comparando-se todas as soluções dentre todos os n morcegos utilizados. Na implementação, utiliza-se $f_{min} = 0$ e $f_{max} = 100$, dependendo do tamanho do domínio do problema de interesse. No início do algoritmo, a cada morcego é atribuída aleatoriamente uma frequência extraída uniformemente de $[f_{min}, f_{max}]$ [12].

Durante o processo de busca local, quando uma solução é escolhida (x_{antigo}) dentre as melhores soluções atuais, uma nova solução (x_{novo}) é gerada para cada morcego localmente por meio da adição de um deslocamento aleatório proveniente da sonoridade do pulso conforme a equação (23).

$$x_{novo} = x_{antigo} + \epsilon A^t \quad (23)$$

Em que $\epsilon \in [-1, 1]$ representa um número aleatório e A^t o volume médio de todos os morcegos em um dado intervalo de tempo. O procedimento de cálculo iterativo das velocidades e posições dos morcegos apresenta semelhança com o procedimento adotado na técnica de otimização por enxame de partículas (2.3.2.2) uma vez que f_i controla o passo e alcance do deslocamento. O BA pode ser visto como uma combinação equilibrada da otimização por enxame de partículas com a busca local intensiva controlada pelo volume e taxa de pulso [12].

O volume (A_0) e a taxa de emissão de pulso (r) são atualizados no decorrer das iterações. O volume pode ser escolhido arbitrariamente já que este diminui quando um morcego encontra sua presa, enquanto a taxa de emissão de pulso aumenta. Por simplicidade, usa-se $A_0 = 1$ e $A_{min} = 0$, assumir $A_{min} = 0$ traduz o momento em que um morcego acaba de encontrar a presa e deixa de emitir qualquer som. Isso pode ser modelado matematicamente como exposto na equação (24).

$$A_i^{t+1} = \alpha A_i^t, \quad r_i^{t+1} = r_i^0 [1 - e^{-\gamma t}] \quad (24)$$

Onde α e γ são constantes. Para qualquer valor de α entre 0 e 1 e γ positivo, tendendo o tempo ao infinito obtêm-se A_i^t tendendo a 0 e r_i^t tendendo à r_i^0 . É possível usar o mesmo valor para ambas constantes, sugere-se utilizar $\alpha = \gamma = 0,9$ [12].

A definição dos parâmetros demanda experimentação. Cada morcego precisa ser iniciado com valores diferentes de volume e taxa de emissão de pulso, o que pode ser feito por randomização. Valores típicos para o volume inicial (A_i^0) estão contidos entre [1,2], já para a taxa de emissão inicial (r_i^0) usa-se um valor próximo de zero. Seus valores serão atualizados somente quando as novas soluções encontradas apresentam melhora, o que se traduz no deslocamento dos morcegos em direção à solução ótima [12].

2.5 TRABALHOS CORRELATOS

Em [13], foram adotadas duas metaheurísticas bioinspiradas para resolver o problema do Despacho Econômico com características reais de operação. As técnicas bioinspiradas utilizadas foram: (i) otimização via enxame de partículas e (ii) otimização baseada no fenômeno da ecolocalização do morcego (Algoritmo do Morcego). Ambas as metaheurísticas foram implementadas no software MATLAB® e a otimização do problema não linear e não convexo do DE, oriundo da consideração de características mais realísticas que ocorrem durante a geração de energia, foi realizada através do modelo LINGO.

De modo a tornar o resultado mais fidedigno, [13] levou em conta o efeito do ponto de válvula que tem impacto direto na função de custo de cada gerador envolvido no problema. Esse efeito é resultado do controle da temperatura dos equipamentos envolvidos na geração de energia em usinas termelétricas, de modo resumido, ele é representado através da inserção de uma função senoidal à função quadrática do custo de operação apresentada na modelagem clássica do problema (equação 1). A inclusão desse efeito torna o problema mais complexo uma vez que as ondulações inseridas na curva da função de custo pelo termo senoidal tornam a região de operação não convexa.

Outras restrições consideradas em [13] para o problema foram o efeito do uso de múltiplos combustíveis e das zonas de operação proibidas. A consideração do uso de múltiplos combustíveis está diretamente relacionada à função de custo de geração de cada unidade geradora, que é um parâmetro de entrada para o

algoritmo. Já as zonas de operação proibidas dizem respeito aos valores de potência a ser gerada os quais as unidades geradoras não são capazes de fornecer devido à problemas mecânicos em seus equipamentos e a sua consideração acarreta na inclusão de descontinuidades na curva de custo.

A avaliação dos dois métodos metaheurísticos bioinspirados foi realizada por [13] através de estudos de casos. Em uma simulação com um sistema composto por 10 termoeletricas com demanda de 2500MW, o autor compilou os dados obtidos em uma tabela comparativa, Tabela 2, na qual os métodos adotados (Trelea-PSO E BA) foram comparados com os resultados de outras metodologias presentes na literatura especializada.

Tabela 2 – Comparação do custo de operação para diferentes metodologias

Metodologia	Total de Geração (MW)	Custo da Operação (\$/h)
<i>Hierarchical approach based on the Numerical Method (HNUM)</i>	2.500,1	526,70
<i>Hopfield Neural Network (HNN)</i>	2.499,8	526,13
<i>Adaptive Hopfield Neural Network (AHNN)</i>	2.500,0	526,23
<i>Enhanced Lagrangian Neural Network (ELANN)</i>	2.500,0	526,27
<i>Hybrid Real Coded Genetic Algorithm (HRCGA)</i>	2.500,0	526,238
<i>Modified Particle Swarm Optimization (MPSO)</i>	2.500,0	526,239
<i>Artificial Immune System (AIS)</i>	2.500,0	526,240
Trelea-PSO	2.500,0	511,0439
BA	2.500,0	511,0436

Fonte: Adaptado de [13]

É possível verificar que o melhor desempenho apresentado foi o do BA que conseguiu achar a solução mais econômica para o problema proposto em apenas duas iterações no estudo comparativo. Já o Trelea-PSO apesar de ter encontrado um valor bem similar, precisou de 9 iterações para tal [13].

No trabalho desenvolvido por [14], foram empregadas as seguintes metaheurísticas: algoritmo genético (GA), evolução diferencial (DE), otimização por enxame de partículas (PSO), algoritmo de seleção clonal (CLONALG), algoritmo de otimização por fogos de artifício (FOA), otimização *big bang - big crunch* (BB-BC), *covariance matrix adaptation - evolution strategy* (CMA-ES), busca incremental baseada em população (PBIL) e *simulated annealing* (SA). Foram aplicadas em 9 estudos de caso de DE conhecidos na literatura, considerando o efeito de ponto de

válvula e perdas. O autor considerou, ainda, outros parâmetros na sua análise de modo a aproximar o estudo do problema real como as taxas limites de rampa e a reserva de giro.

As taxas limites de rampa representam limitações operacionais quando da necessidade de mudança na quantidade de potência despachada, uma vez que, na prática, esta não ocorre instantaneamente. Cada unidade possui valores máximos de acréscimos e decréscimos de potência, denominados limites de rampa. Já a reserva de giro diz respeito a folgas propositalmente inseridas em relação ao limite máximo de geração de energia em cada unidade de modo a se criar uma margem global de potência extra a ser gerada caso ocorra algum tipo de falha nas demais unidades consideradas no despacho [14].

As métricas utilizadas para avaliação do desempenho foram o tempo de avaliação e a melhor média obtida em experimentos de otimização diversos. Os resultados foram validados através do teste estatístico de Wilcoxon, que testa a hipótese nula que dados de duas amostras são amostras independentes de distribuições contínuas idênticas. Os resultados obtidos mostraram que o *Covariance Matrix Adaptation - Evolution Strategy* e o *Differential Evolution* obtém os melhores resultados na otimização de problemas de DE [14].

Em [15] foram resolvidos quatro problemas contendo sistemas de geração com três, seis, quinze e vinte unidades termoeletricas. Foram consideradas as perdas nas linhas de transmissão e os limites máximos e mínimos de geração para cada unidade geradora. As heurísticas utilizadas foram: otimização por enxame de partículas (PSO), algoritmo dos vaga-lumes (FA), algoritmo busca do cuco (CS) e otimização do lobo cinzento (GWO).

Os resultados obtidos foram comparados com os encontrados na literatura no que diz respeito ao custo total e às perdas nas linhas de transmissão. Estes foram, ainda, comparados com a solução alcançada via o método clássico dos multiplicadores de Lagrange (MML). O algoritmo CS se sobressaiu pois apresentou ótimas soluções de custo total e um baixo índice de desvio padrão, além de apresentar boa convergência e eficiência em determinar a solução exata ou bem próxima da verificada através do MML. No caso do sistema com vinte máquinas, a solução obtida pelo GWO foi melhor do que as do PSO, FA e CS. O PSO apresentou custo mínimo ou próximo do ótimo na maioria dos casos, com custo computacional relativamente alto [15].

Comparando os resultados de [15] com [13] é perceptível uma conclusão comum sobre a qualidade apresentada pelo algoritmo PSO em encontrar valores ótimos para a solução do problema de otimização, porém com um processamento computacional elevado. Como [13] realizou uma comparação direta desse (PSO) com o BA, relatando que o último é mais eficiente, fica evidente que o seu uso é mais indicado na solução do DE.

A tabela 3 apresenta um resumo comparativo entre os três trabalhos consultados de modo a comparar os diferentes métodos e sistemas de testes utilizados. A restrição com maior presença nos trabalhos consultados é a computação das perdas de transmissão.

Tabela 3 – Comparação entre os trabalhos consultados

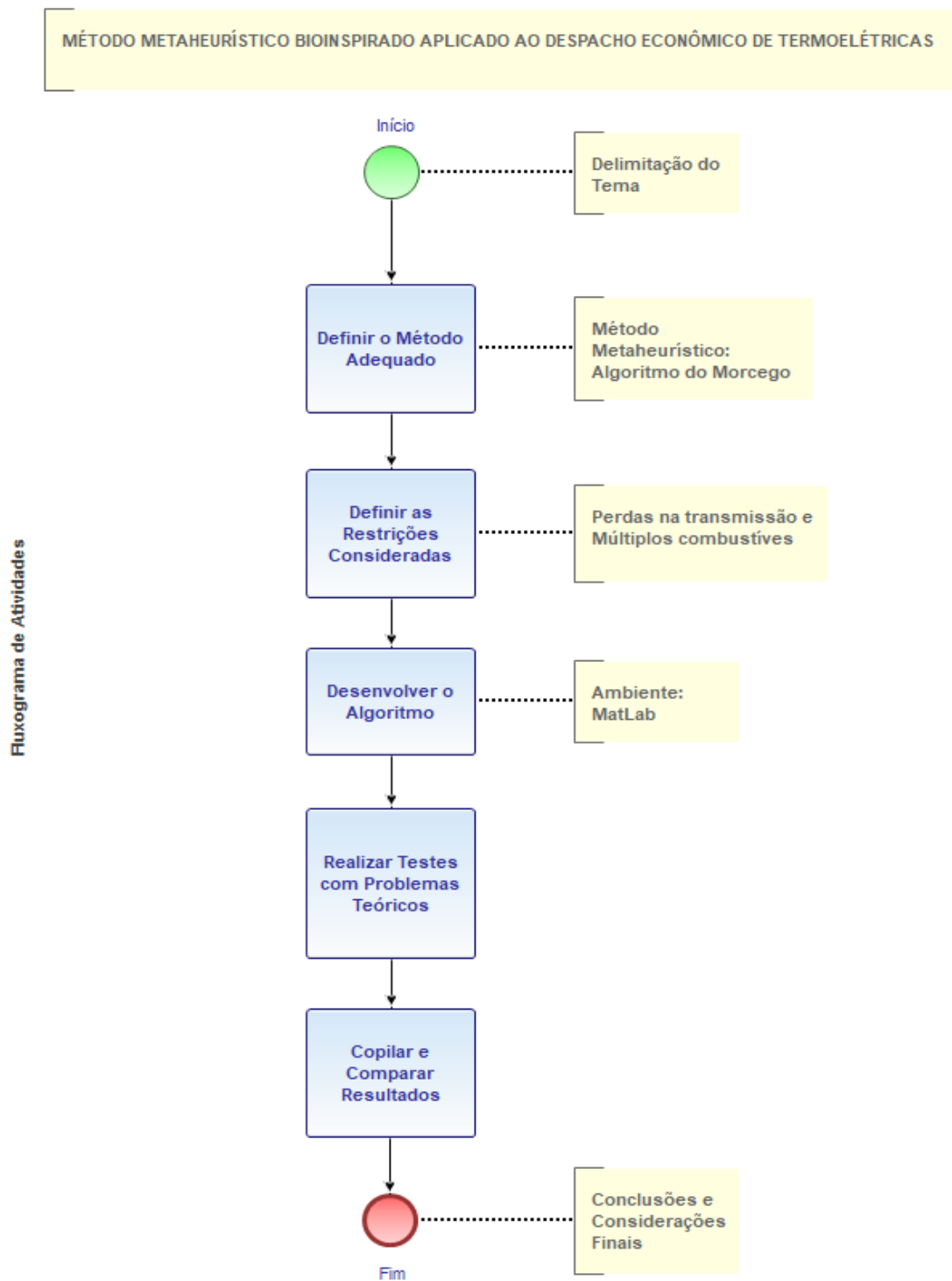
Trabalho	Método Utilizado	Restrições Consideradas	Número de Usinas	Potência Gerada Total (MW)
[13]	Trelea-PSO e BA	Múltiplos combustíveis	10	2500
		Efeito do ponto de válvula e Múltiplos combustíveis	10	2700
		Zonas de operação proibidas	15	2650
[14]	BGA, RGA, PSO, DE, CLONALG, BB-BC, FW, PBIL, CMA-ES e SA	Taxas limites de rampa, Zonas de operação proibidas e Perdas pela fórmula de Kron	6	1263
		Efeito do ponto de válvula	13	1800
		Taxas limites de rampa, Zonas proibidas de operação e Perdas pela fórmula de Kron	15	2630
[15]	PSO, FA, CS e GWO	Perdas de transmissão	6	283,4
		Perdas de transmissão	15	2630

Fonte: Adaptado de [13], [14] e [15]

3 METODOLOGIA

De modo a facilitar a compreensão do presente trabalho é possível dividi-lo em etapas ou atividades menores. O desenvolvimento metodológico seguiu as atividades definidas no fluxograma apresentado na Figura 7.

Figura 7 – Fluxograma da metodologia adotada



Fonte: O autor

Após leitura e análise crítica de alguns resultados, foram selecionados os trabalhos correlatos [13], [14], [15] e [17] e as fontes de consulta de [1] a [12]. Com base no material consultado, anteriormente exposto, foi possível selecionar o método de solução de despacho econômico termoeletrico a ser seguido que mais se adequasse aos objetivos almejados e expostos no Capítulo 1. Optou-se pela metaheurística bioinspirada BA que representa uma solução eficaz e de rápida convergência para o problema do DE, conforme exposto na seção 2.5 com base no trabalho realizado em [13]. Outra justificativa para o uso desse método é a sua facilidade de implementação se comparado a métodos numéricos mais robustos que demandam conhecimento específico e, durante sua execução, consomem grande parte dos recursos computacionais disponíveis.

Quanto às restrições a serem consideradas, faz-se necessária a consideração das perdas inerentes à transmissão da energia gerada desde a usina geradora até o ponto de consumo (carga), essas foram inseridas no algoritmo através da informação dos coeficientes de perdas para posterior cálculo através da fórmula de Kron, conforme abordado na seção 2.2.3, que leva em conta cada gerador envolvido no sistema em análise. Foi considerada, também, a possibilidade do uso de múltiplos combustíveis – computada através da variável de entrada referente ao custo do combustível (coeficiente a da função custo de operação de cada usina).

A função objetivo, empregada na resolução dos estudos de caso, anteriormente apresentada na página 25, é definida em (25).

$$\text{Min } C_{total} = \sum_{i=1}^N C_i(P_{Gi}) \quad (25)$$

A equação (25) explicita o fato de que o custo total na geração de n termoeletricas é dado pelo somatório do custo individual de cada unidade de geração i . C_i é a função de custo da unidade de geração i em \$/h e P_{Gi} , em MW, é a potência gerada por esta.

O custo individual de cada unidade é obtido pela forma quadrática em função da potência gerada (P_{Gi}), representada na equação (26).

$$C_i(P_{Gi}) = aP_{Gi}^2 + bP_{Gi} + c \quad (26)$$

O qual está sujeito às restrições expressas em (27).

$$P_{Gi}^{min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^{max} \quad (27)$$

Sendo a , b e c os coeficientes característicos, P_{Gi}^{min} e P_{Gi}^{max} os limites de operação mínimo e máximo, respectivamente, da unidade i em MW.

A potência total gerada deve satisfazer a demanda solicitada pelo sistema (P_{carga}), considerada constante, mais a potência referente às perdas (P_{perdas}) de transmissão, estimadas a partir dos coeficientes de perdas. O que se encontra representado em (28).

$$P_{carga} + P_{perdas} - \sum_{i=1}^N (P_{Gi}) = 0 \quad (28)$$

Por fim, a função objetivo que busca minimizar o custo de n unidades geradoras considerando as perdas e limites de geração pode ser descrita como em (29).

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Min} \quad C_{(P_1, \dots, P_n)} = \sum_{i=1}^N C_i(P_{Gi}) \\ \text{s.a} \quad P_{carga} + P_{perdas} - \sum_{i=1}^N (P_{Gi}) = 0 \\ \quad \quad P_{G1}^{min} \leq P_{G1} \leq P_{G1}^{max} \\ \quad \quad \quad \vdots \\ \quad \quad P_{Gn}^{min} \leq P_{Gn} \leq P_{Gn}^{max} \end{array} \right. \quad (29)$$

Em seguida, o algoritmo foi desenvolvido no software de programação matemático MATLAB, o mesmo possui linguagem de programação própria. Foram utilizados, também, como base, trechos do algoritmo proposto por [13] e [16].

A efetividade do algoritmo pôde ser determinada através da simulação de estudo de casos encontrados na literatura especializada. O sistema de testes utilizado é composto por 3 estudos de caso, extraídos de [14] e [17] e detalhados na seção 3.1.

O critério de convergência adotado foi o atendimento ao balanço de potência representado pela Equação 28. O erro máximo, diferença entre o valor encontrado e o valor esperado, aceito foi 0,05 MW que representa um erro percentual que varia entre 0,002% para o estudo de caso 1 (menor demanda) e 0,004% para o estudo de caso 2 (maior demanda). Ademais, um critério extra de parada, número máximo de iterações, foi adicionado para evitar que o algoritmo entre em *loop* quando não convergir. A Tabela 4 apresenta, em resumo, os valores dos parâmetros gerais que não sofrem alteração de acordo com o estudo de caso em análise os quais foram determinados com base na revisão bibliográfica, mais especificamente [12], e em experimentação.

Tabela 4 – Parâmetros gerais utilizados

Parâmetro	Valor
Número máximo de iterações	100000
Frequência Mínima (f_{min})	0
Frequência Máxima (f_{max})	1000
Constante α	0,5
Constante γ	0,5
Taxa de emissão de pulsos inicial (r_i^0)	0.0001

Fonte: O autor

Os resultados obtidos, apresentados em tela, foram coletados e comparados com a referência de modo a confirmar a exatidão e assertividade da solução desenvolvida. Foram monitorados, também, parâmetros de performance como tempo total decorrido até se chegar à solução e número de iterações necessárias.

De posse dos dados, o resultado da busca pela confirmação da hipótese de relevância e efetividade da aplicação do método escolhido na solução do problema apresentado encontra-se detalhado nos Capítulo 4 e 5.

3.1 ESTUDOS DE CASO

Para aferição da efetividade do algoritmo desenvolvido foram escolhidos três casos conhecidos na literatura do problema de despacho econômico de energia elétrica. Todos os casos possuem o objetivo de minimizar o custo da produção de energia pelos geradores disponíveis para atender às exigências de demanda, enquanto são respeitadas as restrições.

- a) **caso 1:** 6 geradores, demanda de 1263 MW e perdas [14];
- b) **caso 2:** 15 geradores, demanda de 2630 MW e perdas [17];
- c) **caso 3:** 20 geradores, demanda de 2500 MW e perdas [17];

3.1.1 Estudo de Caso 1

Este caso conta com 6 geradores, uma demanda total (P_{carga}) de 1263 MW e perdas pela fórmula de Kron. Os coeficientes de custos estão dispostos na Tabela 5. Já os coeficientes de perdas, a matriz B , encontra-se na Tabela 6. Os coeficientes de perdas são apresentados por unidade (p.u.) na capacidade base de 100 MVA e devem ser divididos por 100 para obter-se os valores em megawatts.

Tabela 5 – Estudo de Caso 1 - Coeficientes de custos

Gerador	P_G^{min} (MW)	P_G^{max} (MW)	a (\$/MW ²)	b (\$/MW)	c (\$)
1	100	500	0,0070	7,0	240
2	50	200	0,0095	10,0	200
3	80	300	0,0090	8,5	220
4	50	150	0,0090	11,0	200
5	50	200	0,0080	10,5	220
6	50	120	0,0075	12,0	190

Fonte: [14]

Tabela 6 – Estudo de Caso 1 - Coeficientes de perdas

	1,7	1,2	0,7	-0,1	-0,5	-0,2
	1,2	1,4	0,9	0,1	-0,6	-0,1
	0,7	0,9	3,1	0,0	-1,0	-0,6
$B_{ij} = 10^{-3} \times$	-0,1	0,1	0,0	2,4	-0,6	-0,8
	-0,5	-0,6	-1,0	-0,6	12,9	-0,2
	-0,2	-0,1	-0,6	-0,8	-0,2	15,0
$B_{i0} = 10^{-3} \times$	-0,3908	-0,1297	0,7047	0,0591	0,2161	-0,6635
$B_{00} =$				0,056		

Fonte: [14]

3.1.2 Estudo de Caso 2

Este caso contém 15 geradores, uma demanda total de 2630 MW e perdas pela fórmula de Kron. Os coeficientes de custos estão dispostos na Tabela 7 e os coeficientes de perdas, a matriz B, encontra-se no Anexo A – extraído de [17].

Tabela 7 – Estudo de Caso 2 - Coeficientes de custos

Gerador	P_G^{min} (MW)	P_G^{max} (MW)	a (\$/MW ²)	b (\$/MW)	c (\$)
1	150	455	0,000299	10,1	671
2	150	455	0,000183	10,2	574
3	20	130	0,001126	8,8	374
4	20	130	0,001126	8,8	374
5	150	470	0,000205	10,4	461
6	135	460	0,000301	10,1	630
7	135	465	0,000364	9,8	548
8	60	300	0,000338	11,2	227
9	25	162	0,000807	11,2	173
10	25	160	0,001203	10,7	175
11	20	80	0,003586	10,2	186
12	20	80	0,005513	9,9	230
13	25	85	0,000371	13,1	225
14	15	55	0,001929	12,1	309
15	15	55	0,004447	12,4	323

Fonte: [17]

3.1.3 Estudo de Caso 3

Este caso contém 20 geradores, uma demanda total de 2500 MW e perdas pela fórmula de Kron. Os coeficientes de custos estão dispostos na Tabela 8 e os coeficientes de perdas, a matriz B , encontra-se no Anexo B – extraído de [17].

Tabela 8 – Estudo de Caso 3 - Coeficientes de custos

Gerador	P_G^{min} (MW)	P_G^{max} (MW)	a (\$/MW ²)	b (\$/MW)	c (\$)
1	150	600	0,00068	18,19	1000
2	50	200	0,00071	19,26	970
3	50	200	0,0065	19,8	600
4	50	200	0,005	19,1	700
5	50	160	0,00738	18,1	420
6	20	100	0,00612	19,26	360
7	25	125	0,0079	17,14	490
8	50	150	0,00813	18,92	660
9	50	200	0,00522	18,27	765
10	30	150	0,00573	18,92	770
11	100	300	0,0048	16,69	800
12	150	500	0,0031	16,76	970
13	40	160	0,0085	17,36	900
14	20	130	0,00511	18,7	700
15	25	185	0,00398	18,7	450
16	20	80	0,0712	14,26	370
17	30	85	0,0089	19,14	480
18	30	120	0,00713	18,92	680
19	40	120	0,00622	18,47	700
20	30	100	0,00773	19,79	850

Fonte: [17]

4 RESULTADOS

Os resultados apresentados neste capítulo, para cada caso de estudo, foram coletados após 10 execuções do algoritmo desenvolvido – cujo principal trecho encontra-se no Apêndice A. A versão do software utilizado foi a R2023a Update 2 (9.14.0.2254940). As simulações foram executadas em um computador com sistema operacional Windows 10, processador Intel(R) Core i5 - 3330 - 3.00 GHz e memória RAM instalada de 12 Gb.

4.1 ESTUDO DE CASO 1

Nesse estudo foi utilizada uma população de morcegos composta por 22 indivíduos. Os resultados de otimização encontrados são apresentados na Tabela 9. É possível observar que o melhor resultado, ou seja, o menor valor encontrado para a função objetivo foi **15.449,79 \$/h**. As perdas, estimadas pela fórmula de Kron, representaram **12,86 MW**. A Tabela 10 apresenta os valores de potência alocada para cada gerador envolvido no estudo.

Tabela 9 – Resultados do estudo de caso 1

Experimento	Custo Mínimo (\$/h)	Potência Gerada (MW)	Número de iterações	Tempo (s)
1	15.450,25	1.275,84	331	0,04
2	15.450,40	1.275,85	478	0,03
3	15.450,71	1.275,88	362	0,08
4	15.451,11	1.275,91	653	0,06
5	15.451,11	1.275,91	338	0,02
6	15.450,89	1.275,89	336	0,02
7	15.450,53	1.275,86	699	0,07
8	15.449,79	1.275,81	463	0,03
9	15.450,37	1.275,85	244	0,02
10	15.450,45	1.275,86	245	0,04

Fonte: O autor

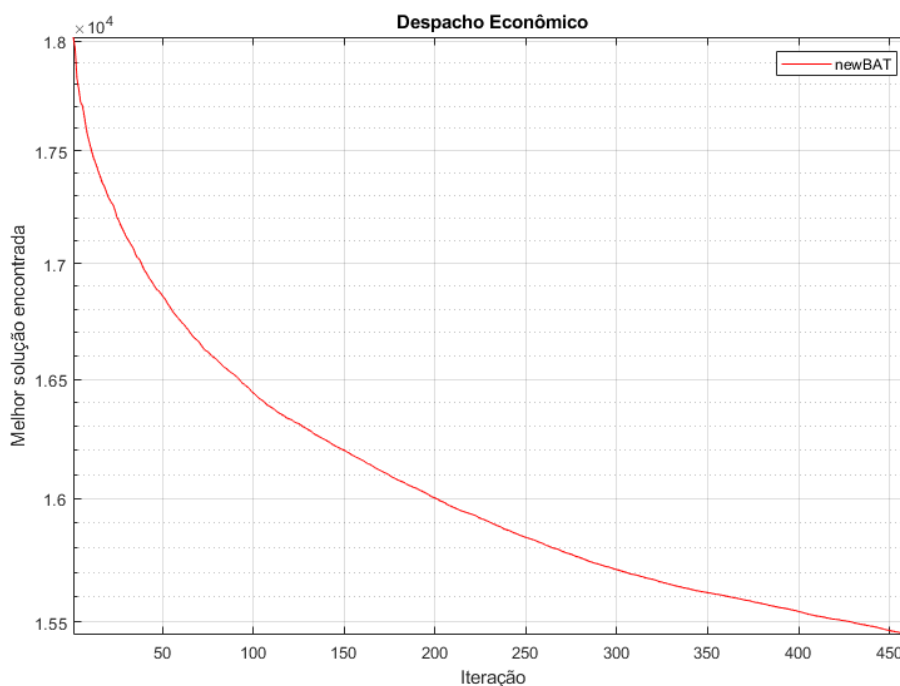
Tabela 10 – Melhor solução encontrada no estudo de caso 1

P_{G1-6} (MW)					
467,639	167,639	267,639	117,639	167,639	87,639

Fonte: O autor

A Figura 8 exibe o valor da solução do DE ao longo de cada iteração do algoritmo, evidenciando um comportamento semelhante ao esperado de uma função exponencial. Este fato pode ser explicado pelo uso da Equação 24 para atualização da taxa de emissão de pulsos que representa o passo de atualização do BA.

Figura 8 – Solução do DE versus iteração – Caso 1



Fonte: O autor

Comparando-se o resultado obtido com o trabalho [14], pôde-se concluir que o BA encontrou um valor melhor, deste modo sendo mais eficaz, do que as seguintes metaheurísticas:

- a) Algoritmo genético binário (BGA) – 15.464,45 \$/h;
- b) Otimização por enxame de partículas (PSO) – 15.454,7 \$/h;
- c) Algoritmo de seleção clonal (CLONALG) – 15.470,99 \$/h;
- d) Otimização *big bang - big crunch* (BB-BC) – 15.457,33 \$/h;
- e) Algoritmo de otimização por fogos de artifício (FOA) – 15.455,8 \$/h;
- f) Busca incremental baseada em população (PBIL) – 15.615,74 \$/h;
- g) *Simulated annealing* (SA) – 224.507,8 \$/h.

Por outro lado, foi menos eficaz, para esse estudo de caso, do que as metaheurísticas:

- a) Algoritmo genético com codificação real (RGA) – 15.445,88 \$/h;
- b) Evolução diferencial – 15.443,78 \$/h;
- c) *Covariance matrix adaptation - evolution strategy* (CMA-ES) – 15.442,76 \$/h;

Entretanto o melhor tempo encontrado por [14] foi de 8,083 segundos para o PSO. Valor que é, aproximadamente, 270 vezes maior do que o tempo que o BA levou para encontrar a melhor solução neste trabalho.

4.2 ESTUDO DE CASO 2

Nesse estudo foi adotada uma população de morcegos composta por 30 indivíduos. Os resultados de otimização encontrados são apresentados na Tabela 11. É possível observar que o melhor resultado, ou seja, o menor valor encontrado para a função objetivo foi **32.977,497 \$/h**. As perdas, estimadas pela fórmula de Kron, representaram **23,211 MW**. A Tabela 12 apresenta os valores de potência alocada para cada gerador envolvido no estudo.

Tabela 11 – Resultados do estudo de caso 2

Experimento	Custo Mínimo (\$/h)	Potência Gerada (MW)	Número de iterações	Tempo (s)
1	32.977,497	2.653,22	1842	0,59
2	32.977,622	2.653,23	2971	0,42
3	32.977,724	2.653,24	4199	0,39
4	32.977,845	2.653,25	1425	0,15
5	32.977,513	2.653,22	2715	0,24
6	32.977,891	2.653,25	2337	0,21
7	32.977,899	2.653,26	2425	0,24
8	32.977,929	2.653,26	1448	0,16
9	32.977,826	2.653,25	3697	0,34
10	32.977,912	2.653,26	884	0,09

Fonte: O autor

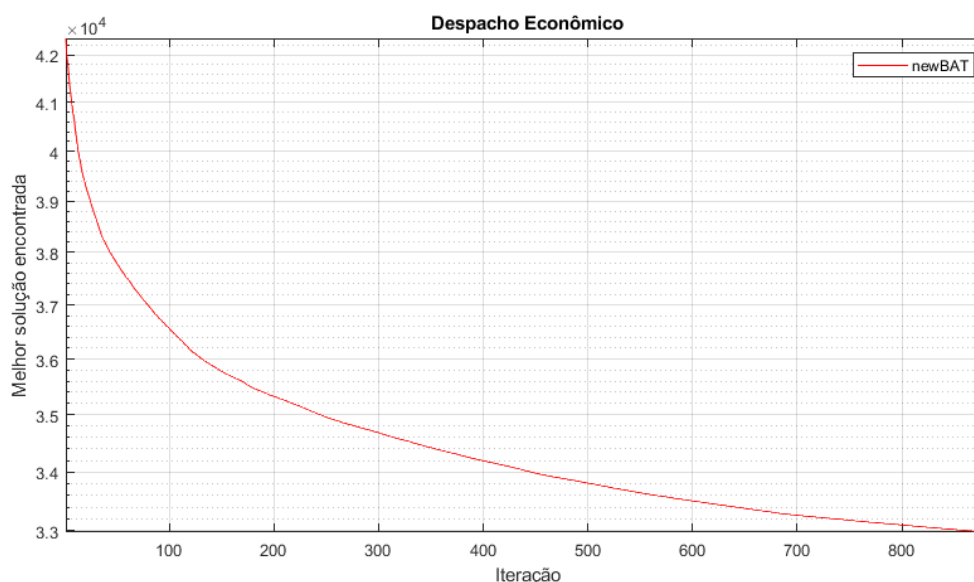
Tabela 12 – Melhor solução encontrada no estudo de caso 2

P_{G1-15} (MW)					
392,1219	392,1219	67,1218	67,1218	407,1219	397,1219
402,1219	237,1219	99,1218	97,1218	20	20
25	15	15			

Fonte: O autor

A Figura 9 exibe o valor da solução do DE ao longo de cada iteração do algoritmo. A mesma apresenta, novamente, o comportamento exponencial visto no estudo de caso 1.

Figura 9 – Solução do DE versus iteração – Caso 2



Fonte: O autor

Comparando-se o resultado obtido com [17], pôde-se concluir que o BA encontrou um valor melhor, deste modo sendo mais eficaz, do que as seguintes metaheurísticas:

- Particle swarm optimization* (PSO) – 33.858,0 \$/h;
- Genetic algorithm* – 33.113,0 \$/h;

Já as metaheurísticas a seguir, para esse estudo de caso, apresentaram resultados melhores do que o BA:

- Evolution strategy* – 32.568,54 \$/h;

b) *Gaussian probability distribution and chaotic sequences in PSO approach* – 32.508,12 \$/h;

4.3 ESTUDO DE CASO 3

Nesse estudo foi adotada uma população de morcegos composta por 30 indivíduos. Os resultados de otimização encontrados são listados na Tabela 13. O melhor resultado, ou seja, o menor valor encontrado para a função objetivo foi **61.256,056 \$/h**. As perdas, estimadas pela fórmula de Kron, representaram **38,925 MW**.

Tabela 13 – Resultados do estudo de caso 3

Experimento	Custo Mínimo (\$/h)	Potência Gerada (MW)	Número de iterações	Tempo (s)
1	61.256,056	2.538,908	1992	0,635
2	61.257,037	2.538,958	2268	0,389
3	61.256,146	2.538,913	1579	0.19686
4	61.256,859	2.538,949	1868	0.22653
5	61.256,667	2.538,939	2689	0.30286
6	61.257,285	2.538,971	2843	0.30787
7	61.257,016	2.538,957	4518	0.4825
8	61.256,965	2.538,954	4678	0.49275
9	61.257,137	2.538,963	4077	0.43129
10	61.256,549	2.538,933	2549	0.27672

Fonte: O autor

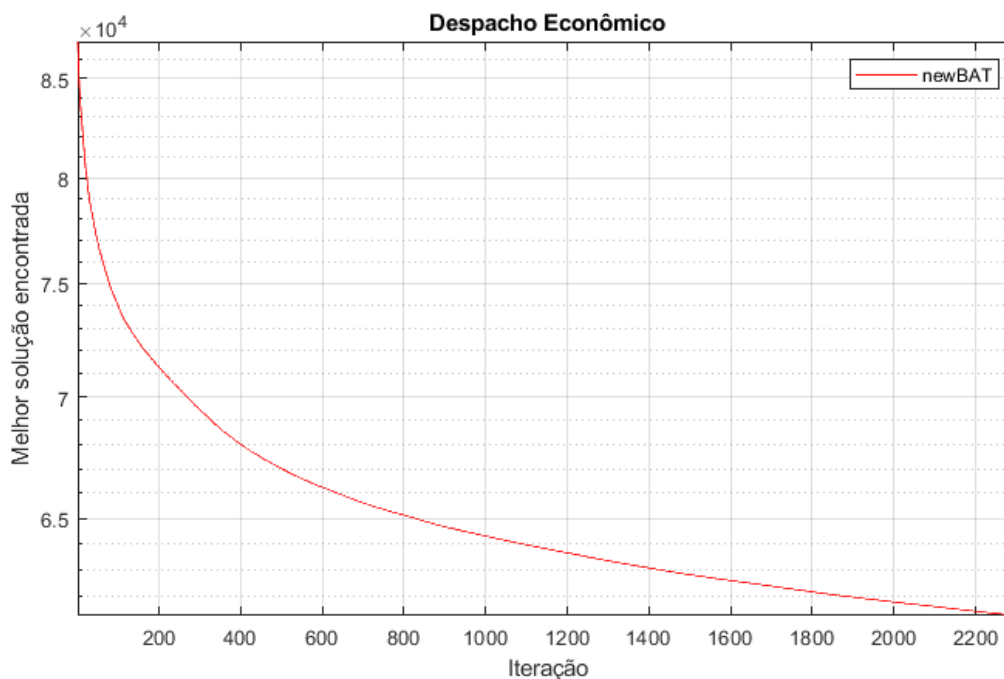
A Tabela 14 apresenta os valores de potência alocada para cada gerador envolvido no estudo. A Figura 10 demonstra o valor da solução do DE ao longo de cada iteração do algoritmo.

Tabela 14 – Melhor solução encontrada no estudo de caso 3

P_{G1-20} (MW)					
532,7171	132,7171	132,7171	132,7171	92,7171	32,7171
57,7171	82,7171	132,7171	82,7171	232,7171	432,7171
92,7171	62,7171	117,7171	20	30	52,7171
52,7171	32,7171				

Fonte: O autor

Figura 10 – Solução do DE versus iteração – Caso 3



Fonte: O autor

Comparando-se, novamente, o resultado com [17], o BA encontrou um valor melhor, deste modo sendo mais eficaz, do que os seguintes métodos:

- a) *Lambda iteration method* – 62.456,639 \$/h;
- b) *Hopfield neural network (HNN)* – 62.456,634 \$/h;

Já a metaheurística a seguir, como no estudo de caso 2, apresentou resultados melhores do que o BA:

- a) *Gaussian probability distribution and chaotic sequences in PSO approach* – 59.804,05 \$/h;

Com base nos resultados apresentados, é possível afirmar que o BA é um método estocástico de solução do problema do DE cuja convergência é obtida rapidamente e cujo resultado (mínimo custo) é relativamente preciso. O mesmo demonstrou-se melhor do que várias outras metaheurísticas conhecidas como PSO e algoritmo genético (clássico), mas é inferior à metaheurísticas mais recentes como a abordagem por distribuição Gaussiana e sequências caóticas do PSO abordada por [17].

5 CONCLUSÃO

Com base nos resultados encontrados, foi possível verificar a relevância do método adotado (BA) na solução do problema do despacho econômico termoelétrico. O algoritmo desenvolvido foi capaz de resolver os problemas propostos e convergir para um resultado satisfatório em tempos inferiores a 1 segundo – sendo o maior deles 0,635 s para o estudo de caso 3, o mais complexo.

Quanto à quantidade de iterações necessárias, obteve-se valores que variaram entre 244 (estudo de caso 1) e 4678 (estudo de caso 3). Valores que, apesar de aparentarem ser elevados, devem ser analisados não de forma isolada e absoluta, mas de modo combinado com o tempo de processamento. O que leva à conclusão de que a quantidade de iterações acaba sendo uma métrica de avaliação com pouca relevância perante ao rápido tempo de solução demonstrado pelo algoritmo.

Os valores de potência alocada em cada gerador, para cada estudo de caso, demonstraram-se consistentes com as limitações dos referidos problemas. De modo semelhante, indo ao encontro do objetivo de obtenção de uma solução mais realística, os valores das perdas foram calculados e considerados na solução final apresentada, como ficou evidente pelas quantidades de potência gerada presentes nas Tabelas 9, 11 e 13.

Uma possível linha de estudos futuros seria buscar uma melhoria dos resultados obtidos pelo BA através da averiguação da possibilidade de inserção da abordagem por distribuição Gaussiana e sequências caóticas. Modo similar ao realizado no trabalho [17], em que o método da otimização por enxame de partículas, que é muito semelhante ao algoritmo do morcego, obteve elevado aumento de eficácia revelando sua pertinência em melhorar a metaheurística.

REFERÊNCIAS

- [1] BRASIL. Empresa de Pesquisa Energética. Ministério de Minas e Energia. **Energia Elétrica - Expansão da Geração - Fontes - Termelétricas**. 2022. Disponível em: <https://www.epe.gov.br/pt/areas-de-atuacao/energia-eletrica/expansao-da-geracao/fontes>. Acesso em: 24 jan. 2023.
- [2] EEL - UFSC (Florianópolis). Departamento de Engenharia Elétrica e Eletrônica. **Despacho Econômico de Unidades Térmicas**. Disponível em: <https://docplayer.com.br/8401222-Despacho-economico-de-unidades-termicas.html>. Acesso em: 20 jan. 2023.
- [3] REIS, Lineu Belico dos. **Geração de energia elétrica 3a ed**. Barueri: Editora Manole, 2017. E-book. ISBN 9786555762242. Disponível em: <https://integrada.minhabiblioteca.com.br/#/books/9786555762242/>. Acesso em: 26 jan. 2023.
- [4] Empresa de Pesquisa Energética. **Matriz Energética e Elétrica**. 2022. Disponível em: <https://www.epe.gov.br/pt/abcdenergia/matriz-energetica-e-eletrica>. Acesso em: 26 jan. 2022.
- [5] EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA – EPE (Brasil). Ministério de Minas e Energia. **Balço Energético Nacional 2022: relatório síntese**. Relatório Síntese. 2022. Disponível em: https://www.epe.gov.br/sites-pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/PublicacoesArquivos/publicacao-675/topico-631/BEN_S%C3%ADntese_2022_PT.pdf. Acesso em: 26 jan. 2023.
- [6] ZHONG, Jin. **Power System Economic and Market Operations**. Boca Raton: Crc Press Taylor & Francis Group, 2018. 257 p.
- [7] TOLMASQUIM, Mauricio Tiomno. **Energia Termelétrica: Gás Natural, Biomassa, Carvão, Nuclear** / Mauricio Tiomno Tolmasquim (coord). – EPE: Rio de Janeiro, 2016. 417p.
- [8] SAADAT, Hadi. **Power system analysis**. McGraw-Hill, New York, 1999. 697p.
- [9] GOLDBARG, Elizabeth. **Otimização Combinatória e Meta-heurísticas - Algoritmos e Aplicações**. Rio de Janeiro: Grupo GEN, 2015. E-book. ISBN 9788595154667. Disponível em: <https://integrada.minhabiblioteca.com.br/#/books/9788595154667/>. Acesso em: 02 fev. 2023.
- [10] FACELI, Katti; LORENA, Ana C.; GAMA, João; AL, et. **Inteligência Artificial - Uma Abordagem de Aprendizado de Máquina**. Rio de Janeiro: Grupo GEN, 2021. E-book. ISBN 9788521637509. Disponível em: <https://integrada.minhabiblioteca.com.br/#/books/9788521637509/>. Acesso em: 03 fev. 2023.

- [11] CARVALHO, André C. P. L. F de; LORENA, Ana C. **Introdução à Computação - Hardware, Software e Dados**. Rio de Janeiro: Grupo GEN, 2016. *E-book*. ISBN 9788521633167. Disponível em: <https://integrada.minhabiblioteca.com.br/#/books/9788521633167/>. Acesso em: 02 fev. 2023.
- [12] YANG, Xin-She. **A New Metaheuristic Bat-Inspired Algorithm**. 2010. Disponível em: <https://arxiv.org/pdf/1004.4170.pdf>. Acesso em: 03 fev. 2023.
- [13] OLIVEIRA, Ezequiel da Silva. **Metaheurísticas aplicadas ao problema do despacho econômico de energia elétrica**. 2015. 101 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora, 2015.
- [14] JERONYMO, Daniel Cavalcanti. **Metaheurísticas Aplicadas Ao Problema De Despacho Econômico De Energia Elétrica**. 2011. 142 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2011.
- [15] SANTOS, Jefferson Oliveira dos. **Metaheurísticas Bio-Inspiradas Aplicadas em Problemas de Despacho Econômico de Carga**. 2020. 99 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Pampa, Alegrete, 2020.
- [16] ABHISHEK, Gupta. **BAT optimization Algorithm**. 2018. Disponível em: <https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/68981-bat-optimization-algorithm>, MATLAB Central File Exchange. Acesso em: 06 mai. 2023.
- [17] COELHO, L. dos S.; LEE, C.-S. **Solving economic load dispatch problems in power systems using chaotic and gaussian particle swarm optimization approaches**. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, v. 30, n. 5, p. 297–307, 2008.

ANEXO A – ESTUDO DE CASO 2 - COEFICIENTES DE PERDAS

$$B_{ij} = 10^{-3} \cdot \begin{bmatrix} 1.4 & 1.2 & 0.7 & -0.1 & -0.3 & -0.1 & -0.1 & -0.1 & -0.3 & -0.5 & -0.3 & -0.2 & 0.4 & 0.3 & -0.1 \\ 1.2 & 1.5 & 1.3 & 0.0 & -0.5 & -0.2 & 0.0 & 0.1 & -0.2 & -0.4 & -0.4 & 0.0 & 0.4 & 1.0 & -0.2 \\ 0.7 & 1.3 & 7.6 & -0.1 & -1.3 & -0.9 & -0.1 & 0.0 & -0.8 & -1.2 & -1.7 & 0.0 & -2.6 & 11.1 & -2.8 \\ -0.1 & 0.0 & -0.1 & 3.4 & -0.7 & -0.4 & 1.1 & 5.0 & 2.9 & 3.2 & -1.1 & 0.0 & 0.1 & 0.1 & -2.6 \\ -0.3 & -0.5 & -1.3 & -0.7 & 9.0 & 1.4 & -0.3 & -1.2 & -1.0 & -1.3 & 0.7 & -0.2 & -0.2 & -2.4 & -0.3 \\ -0.1 & -0.2 & -0.9 & -0.4 & 1.4 & 1.6 & 0.0 & -0.6 & -0.5 & -0.8 & 1.1 & -0.1 & -0.2 & -1.7 & 0.3 \\ -0.1 & 0.0 & -0.1 & 1.1 & -0.3 & 0.0 & 1.5 & 1.7 & 1.5 & 0.9 & -0.5 & 0.7 & 0.0 & -0.2 & -0.8 \\ -0.1 & 0.1 & 0.0 & 5.0 & -1.2 & -0.6 & 1.7 & 16.8 & 8.2 & 7.9 & -2.3 & -3.6 & 0.1 & 0.5 & -7.8 \\ -0.3 & -0.2 & -0.8 & 2.9 & -1.0 & -0.5 & 1.5 & 8.2 & 12.9 & 11.6 & -2.1 & -2.5 & 0.7 & -1.2 & -7.2 \\ -0.5 & -0.4 & -1.2 & 3.2 & -1.3 & -0.8 & 0.9 & 7.9 & 11.6 & 20.0 & -2.7 & -3.4 & 0.9 & -1.1 & -8.8 \\ -0.3 & -0.4 & -1.7 & -1.1 & 0.7 & 1.1 & -0.5 & -2.3 & -2.1 & -2.7 & 14.0 & 0.1 & 0.4 & -3.8 & 16.8 \\ -0.2 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & -0.2 & -0.1 & 0.7 & -3.6 & -2.5 & -3.4 & 0.1 & 5.4 & -0.1 & -0.4 & 2.8 \\ 0.4 & 0.4 & -2.6 & 0.1 & -0.2 & -0.2 & 0.0 & 0.1 & 0.7 & 0.9 & 0.4 & -0.1 & 10.3 & -10.1 & 2.8 \\ 0.3 & 1.0 & 11.1 & 0.1 & -2.4 & -1.7 & -0.2 & 0.5 & -1.2 & -1.1 & -3.8 & -0.4 & -10.1 & 57.8 & -9.4 \\ -0.1 & -0.2 & -2.8 & -2.6 & -0.3 & 0.3 & -0.8 & -7.8 & -7.2 & -8.8 & 16.8 & 2.8 & 2.8 & -9.4 & 128.3 \end{bmatrix}$$

$$B_{i0} = 10^{-3} \cdot [-0.1 \quad -0.2 \quad 2.8 \quad -0.1 \quad 0.1 \quad -0.3 \quad -0.2 \quad -0.2 \quad 0.6 \quad 3.9 \quad -1.7 \quad 0.0 \quad -3.2 \quad 6.7 \quad -6.4]$$

$$B_{00} = 0.0055$$

ANEXO B – ESTUDO DE CASO 3 - COEFICIENTES DE PERDAS

$B_{ij} = 10^{-3}$.

8.70	0.43	-4.61	0.36	0.32	-0.66	0.96	-1.60	0.80	-0.10	3.60	0.64	0.79	2.10	1.70	0.80	-3.20	0.70	0.48	-0.70
0.43	8.30	-0.97	0.22	0.75	-0.28	5.04	1.70	0.54	7.20	-0.28	0.98	-0.46	1.30	0.80	-0.20	0.52	-1.70	0.80	0.20
-4.61	-0.97	9.00	-2.00	0.63	3.00	1.70	-4.30	3.10	-2.00	0.70	-0.77	0.93	4.60	-0.30	4.20	0.38	0.70	-2.00	3.60
0.36	0.22	-2.00	5.30	0.47	2.62	-1.96	2.10	0.67	1.80	-0.45	0.92	2.40	7.60	-0.20	0.70	-1.00	0.86	1.60	0.87
0.32	0.75	0.63	0.47	8.60	-0.80	0.37	0.72	-0.90	0.69	1.80	4.30	-2.80	-0.70	2.30	3.60	0.80	0.20	-3.00	0.50
-0.66	-0.28	3.00	2.62	-0.80	11.8	-4.90	0.30	3.00	-3.00	0.40	0.78	6.40	2.60	-0.20	2.10	-0.40	2.30	1.60	-2.10
0.96	5.04	1.70	-1.96	0.37	-4.90	8.24	-0.90	5.90	-0.60	8.50	-0.83	7.20	4.80	-0.90	-0.10	1.30	0.76	1.90	1.30
-1.60	1.70	-4.30	2.10	0.72	0.30	-0.90	1.20	-0.96	0.56	1.60	0.80	-0.40	0.23	0.75	-0.56	0.80	-0.30	5.30	0.80
0.80	0.54	3.10	0.67	-0.90	3.00	5.90	-0.96	0.93	-0.30	6.50	2.30	2.60	0.58	-0.10	0.23	-0.30	1.50	0.74	0.70
-0.10	7.20	-2.00	1.80	0.69	-3.00	-0.60	0.56	-0.30	0.99	-6.60	3.90	2.30	-0.30	2.80	-0.80	0.38	1.90	0.47	-0.26
3.60	-0.28	0.70	-0.45	1.80	0.40	8.50	1.60	6.50	-6.60	10.7	5.30	-0.60	0.70	1.90	-2.60	0.93	-0.60	3.80	-1.50
0.64	0.98	-0.77	0.92	4.30	0.78	-0.83	0.80	2.30	3.90	5.30	8.00	0.90	2.10	-0.70	5.70	5.40	1.50	0.70	0.10
0.79	-0.46	0.93	2.40	-2.80	6.40	7.20	-0.40	2.60	2.30	-0.60	0.90	11.0	0.87	-1.00	3.60	0.46	-0.90	0.60	1.50
2.10	1.30	4.60	7.60	-0.70	2.60	4.80	0.23	0.58	-0.30	0.70	2.10	0.87	3.80	0.50	-0.70	1.90	2.30	-0.97	0.90
1.70	0.80	-0.30	-0.20	2.30	-0.20	-0.90	0.75	-0.10	2.80	1.90	-0.70	-1.00	0.50	11.0	1.90	-0.80	2.60	2.30	-0.10
0.80	-0.20	4.20	0.70	3.60	2.10	-0.10	-0.56	0.23	-0.80	-2.60	5.70	3.60	-0.70	1.90	10.8	2.50	-1.80	0.90	-2.60
-3.20	0.52	0.38	-1.00	0.80	-0.40	1.30	0.80	-0.30	0.38	0.93	5.40	0.46	1.90	-0.80	2.50	8.70	4.20	-0.30	0.68
0.70	-1.70	0.70	0.86	0.20	2.30	0.76	-0.30	1.50	1.90	-0.60	1.50	-0.90	2.30	2.60	-1.80	4.20	2.20	0.16	-0.30
0.48	0.80	-2.00	1.60	-3.00	1.60	1.90	5.30	0.74	0.47	3.80	0.70	0.60	-0.97	2.30	0.90	-0.30	0.16	7.60	0.69
-0.70	0.20	3.60	0.87	0.50	-2.10	1.30	0.80	0.70	-0.26	-1.50	0.10	1.50	0.90	-0.10	-2.60	0.68	-0.30	0.69	7.00

APÊNDICE A – TRECHO PRINCIPAL DO ALGORITMO DESENVOLVIDO

```

1 function [bestfit,BestPositions,fmin,convergence_curve,iter]=newBAT(N,Max_iter,lb,ub,dim,fobj,pDemanda)
2 %% BAT ALGORITHM BY Narles Lino
3 % Definição dos parâmetros: f_min, f_max, r0,  $\alpha$  e  $\gamma$ 
4 Fmax=100; % Máxima Frequência
5 Fmin=0; % Mínima Frequência
6 alpha=0.5; % Constante compreendida entre 0 e 1
7 gamma=0.5; % Constante real positiva
8 ro=0.0001; % Taxa de emissão de pulsos inicial
9
10 % Define a frequência de pulsos f_i para cada x_i
11 F=zeros(N,1); % Frequências, inicialmente, zeradas
12 % Inicializa a população de morcegos, x_i e v_i vi=1,2,...,N
13 v=zeros(N,dim); % Velocidades, inicialmente, zeradas
14 x=initializationb(N,Max_iter,dim,ub,lb);
15 convergence_curve=zeros(1,Max_iter); % Curva Valor do Despacho vs Iteração
16
17 % Inicializa a taxa de pulsos r_i e o volume A_i
18 % rand = Uniformly distributed random numbers
19 A=rand(N,1); % Volume de emissão para cada Morcego - Randômico
20 r=rand(N,1); % Taxa de emissão de pulsos para cada Morcego - Randômico
21 Pl=0; % Potência gerada a mais para compensar as perdas na rede
22
23 % Avalia os morcegos gerados com base na FO (f(x_i))
24 % Para definir quem são os indivíduos mais apropriados para resolver o
25 % problema deve-se definir uma função de avaliação (fitness) do algoritmo
26 for ii=1:N
27 [fitness(ii), Pl]=fobj(x(ii,:));
28 end
29
30 % Encontra o morcego com a melhor posição dentre a população (x*)
31 [fmin,index]=min(fitness);
32 bestsol=x(index,:); % Melhor solução inicial (X*)
33 %display(['Potência Sol. inicial: ', num2str(sum(bestsol))]);
34
35 % Contador de Iterações
36 iter=1;
37
38 % Potencial total = somatório das potências individuais
39 while abs((pDemanda+Pl)-sum(bestsol))>0.05 % Critério de convergência 0,002% - 0,004%
40 for ii=1:N
41 F(ii)=Fmin+(Fmax-Fmin)*rand; % Frequência Randômica Eq. (18)
42
43 v(ii,:)=v(ii,:)+(x(ii,:)-bestsol)*F(ii); % Atualiza a velocidade Eq. (19)
44 x(ii,:)=x(ii,:)+v(ii,:); % Atualiza a posição Eq. (20)
45
46 % Condição da taxa de emissão de pulso -
47 if rand>r(ii)
48 eps=-1+(1-(-1))*rand; % Em que  $\epsilon \in [-1,1]$  representa um número aleatório
49 %display(['Atualização: ', num2str(eps*mean(A))]);
50 % Adição de um deslocamento aleatório proveniente da sonoridade do pulso Eq. (23)
51 x(ii,:)=bestsol+eps*mean(A);
52 end
53
54 % LIMITES: Garantindo respeito aos limites de geração de cada unidade...
55 for j=1:dim
56 if x(ii,j) < lb(j)
57 x(ii,j)=lb(j);
58 end
59 if x(ii,j) > ub(j)
60 x(ii,j)=ub(j);
61 end
62 end
63 % Obtém o valor da FO com base na nova posição (voo aleatório)
64 [fitnessnew, Pl]=fobj(x(ii,:)); % calculate the objective function
65
66 % Update if the solution improves, or not too loud
67 if (fitnessnew<=fitness(ii)) && (rand<A(ii))
68 fitness(ii)=fitnessnew;
69 A(ii)=alpha*A(ii); % EQ. 24
70 r(ii)=ro*(1-exp(-gamma*iter)); % EQ. 24
71 end
72
73 % Classifica os morcegos e encontra o melhor morcego (x_*)
74 if fitnessnew<=fmin
75 bestsol=x(ii,:);
76 fmin=fitnessnew;
77 end
78 end
79 convergence_curve(iter)= fmin;
80 iter=iter+1;
81 % Se não convergiu após número máximo de iterações, interrompe o loop
82 if iter > Max_iter
83 break;

```

```

83     end
84
85 end
86 % Fim - While
87
88 [bestfit]=(fmin);
89 BestPositions=bestsol;
90 display(['Perdas na Linha (PL): <strong>', num2str(Pl), '</strong>']);
91 end
92 % -----
93
94 % Função para inicializar a primeira população de morcegos (buscadores)
95 function x=initializationb(N,Max_iter,dim,ub,lb)
96     % número de limites
97     Boundary_no= size(ub,2);
98
99     % Caso possua um único valor limitante tanto superior quanto inferior
100    if Boundary_no==1
101        x=rand(N,dim).*(ub-lb)+lb;
102    end
103
104    % Limites de geração diferentes
105    if Boundary_no>1
106        % Para cada morcego, inicia uma configuração diferente
107        for ii=1:N
108            % Cada morcego possui N (dim) valores de potência gerada (despacho possível)
109            for i=1:dim
110                x(ii,i)=rand(1,1).*(ub(i)-lb(i))+ub(i);
111                % Garantindo respeito aos limites de geração de cada unidade...
112                if x(ii,i) < lb(i)
113                    x(ii,i)=lb(i);
114                end
115                if x(ii,i) > ub(i)
116                    x(ii,i)=ub(i);
117                end
118            end
119        end
120    end
121 end

```