

GRUPO DE ESTUDO DE GERAÇÃO TÉRMICA - GGT

OTIMIZAÇÃO DE USINA TERMELÉTRICA A MOTORES DE COMBUSTÃO ATRAVÉS DE UMA ABORDAGEM DE DIGITAL TWIN

CAMILLA BARROS BATISTA(1);GABRIELA TEIXEIRA JUSTINO(1);GABRIELA CARVALHO FREITAS(1);KLEYTON PONTES COTTA(1);ROBSON FELIPE VIANA DA SILVA(1);BRUNO DEON(1);FLÁVIO LEITE LOUÇÃO JUNIOR(1);ATHOS DOS SANTOS BARBOSA(1);ALEX MORETTI DE MORAIS(2);ISAAC EMMANUEL AZEVEDO DE MEDEIROS(2);ANGELO MARCELINO CORDEIRO(1);RODRIGO JOSÉ SILVA DE ALMEIDA(2);CARLOS ANTONIO ALVES DE ARAÚJO JUNIOR(2) RADIX ENGENHARIA E DESENVOLVIMENTO DE SOFTWARE S/A(1);EPASA(2)

RESUMO

O problema de otimização de usinas termelétricas a motores de combustão a óleo foi formulado a partir do problema de Despacho Econômico (DE) que consiste simultaneamente em minimizar o custo de geração de energia e satisfazer a demanda de potência ativa das usinas. O método de otimização utilizado para o problema de DE foi o Algoritmo Genético. Para solução do problema de otimização, o índice de saúde de cada motor foi utilizado como fator de seleção de quais máquinas seriam despachadas prioritariamente. Através dessa abordagem, foi possível considerar tanto questões operacionais quanto o estado de manutenção dos ativos na seleção dos motores que deveriam despachar.

PALAVRAS-CHAVE

Otimização, Algoritmo Genético, Inteligência Artificial, Consumo, Combustível, Despacho Econômico, Geração, Termelétrica.

1.0 INTRODUÇÃO

A geração termelétrica complementar por motores a combustão possui contratos por disponibilidade e opera de forma a suportar a geração de base no sistema elétrico. Esse tipo de usina possui elevadas taxas de emissão de poluentes e, considerando o cenário atual de busca por soluções de redução nas emissões de gases de efeitos estufa, torna-se importante garantir o máximo desempenho energético de usinas complementares, necessárias para equilíbrio do sistema elétrico nacional. Além disso, tendo em vista o cenário atual do setor elétrico e a forma como os agentes geradores são remunerados, a redução de custos operacionais traz inúmeros benefícios.

No contexto da usina, a grande quantidade de unidades geradoras e equipamentos auxiliares, torna árdua sua operação e a maximização do desempenho é complexa. Isso faz com que as ações tomadas pelos operadores não sejam completamente eficientes do ponto de vista energético e econômico. Ademais, a partida das unidades geradoras em conjunto cria cenários de complexidade operativa que podem levar a condições operacionais de baixo desempenho. Todos esses fatores, motivam a criação de uma aplicação de auxílio a operação, de forma a aumentar o desempenho energético da unidade, reduzir custos e mitigar incertezas do processo.

O presente trabalho pertence a um projeto de pesquisa e desenvolvimento (P&D) da Aneel, que consiste em desenvolver uma ferramenta para auxiliar a operação de uma usina termelétrica, visando melhorar seu desempenho através da otimização da relação entre combustível utilizado versus energia gerada. De maneira geral, objetiva-se potencializar a energia produzida para um menor consumo de combustível mediante o índice de saúde das unidades geradoras.

2.0 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 – Usina Termelétrica

Neste artigo estudamos o processo de geração de energia de uma usina termelétrica, o qual envolve a operação de duas usinas idênticas. Juntas possuem capacidade instalada de 342 megawatts, o que representa energia suficiente para atender uma população de cerca de 980 mil habitantes. A estrutura da usina é composta por motores Diesel

como equipamentos principais e subsistemas atrelados a estes, garantindo sua manutenção e funcionamento. Além disso, contém geradores para conversão da energia cinética gerada pelos motores em energia elétrica.

Cada usina conta com 19 Motores MAN/STX do tipo 18V32/40 com capacidade de gerar 8,76 MW e 1 Motor MAN/STX do tipo 9L32/40 com capacidade de gerar 4,38 MW. Os motores com a designação V32/40 são motores sobrealimentados, não reversíveis, de 4 tempos, em V, com 18 cilindros e 320 mm de diâmetro de cilindro e 400 mm de curso do pistão e com rotação de 720 rpm. Os motores com a designação 9L32/40 são motores sobrealimentados, não reversíveis, de 4 tempos, em L, com 9 cilindros e 320 mm de diâmetro de cilindro e 400 mm de curso do pistão e com rotação de 720 rpm. O consumo específico é de 212 kg/MWh, contudo este valor varia, principalmente, de acordo com o poder calorífico do combustível utilizado.

De modo simplificado os subsistemas presentes na usina são:

- **Sistema de Admissão de Ar:** o ar é filtrado, comprimido no turbocompressor e resfriado através da troca térmica com água dos radiadores para, então, ser admitido no motor;
- **Sistema de Admissão de Combustível:** o combustível é aquecido através da troca de calor com o vapor e filtrado para ser alimentado no motor. O óleo combustível-HFO por apresentar alta viscosidade é preciso ser aquecido antes de ser alimentado no motor, porém o óleo diesel-LFO não precisa ser aquecido, pois a sua viscosidade é baixa o suficiente;
- **Sistema de Exaustão:** a queima do combustível com o ar nos motores gera gases de exaustão. Os gases de exaustão passam pelas turbinas dos turbocompressores e trocam calor com a água nas caldeiras de recuperação para geração de vapor. Em seguida, são encaminhados para exaustão nas Chaminés;
- **Sistema de Geração Vapor e Condensado:** o vapor é gerado da troca térmica da água com os gases de exaustão dos motores nas caldeiras de recuperação. Esse vapor gerado é utilizado para aquecimento do combustível. Vale salientar que as caldeiras de recuperação só podem ser acionadas quando há geração. Quando não há geração, são acionadas as caldeiras auxiliares que apresentam queimador de óleo diesel e gás natural;
- **Sistema de Lubrificação:** o óleo de lubrificação armazenado no cárter dos motores irá promover a lubrificação de todas as partes móveis do motor que entram em contato uma com as outras;
- **Sistema de Arrefecimento:** a água utilizada no processo promove o resfriamento do motor e suas partes (bicos injetores e sistema de ar de admissão). Essa água é oriunda dos radiadores e resfriam trocadores de calor dos demais sistemas.

2.1 – Métodos Heurísticos

Método heurístico pode ser considerado como um conjunto de diretrizes práticas provenientes da experiência. Não há uma prova definitiva de sua veracidade. Uma heurística auxilia a encontrar soluções boas, mas não necessariamente ótimas. A partir da aplicação de regras heurísticas foram desenvolvidas diversas técnicas metaheurísticas.

Uma metaheurística pode ser vista como um *framework* algorítmico geral que pode ser utilizado em diferentes problemas de otimização com relativamente poucas modificações para torná-lo adaptado para um problema específico (1). Algoritmos de metaheurísticas modernos são uma alternativa promissora para solução de problemas de otimização de Despacho Econômico (DE) complexos (2). Para resolver os problemas de DE, poderão ser utilizados diversos algoritmos de metaheurísticas, ou seja, diversas técnicas de inteligência computacional.

2.1.1 – Algoritmo Genético

O Algoritmo Genético (AG) é um método que procura pelo conjunto de indivíduos mais aptos que consigam otimizar a função objetivo baseando-se nos conceitos de seleção e evolução natural.

O AG é desenvolvido a partir de uma população (geração) de indivíduos que são gerados aleatoriamente. Cada indivíduo é representado por um cromossomo, que codifica uma única solução possível para o problema em questão. As variáveis do problema são representadas pelos genes do cromossomo. Os indivíduos mais aptos são escolhidos de acordo com uma função de aptidão pré-definida, que é avaliada para cada membro dessa população. Os indivíduos com altos valores de aptidão representam uma melhor solução para o problema do que indivíduos com valores de aptidão inferiores (3). O algoritmo foi implementado da seguinte forma:

Passo 1: Criar população inicial a partir da geração de números aleatórios de probabilidade uniforme dentro do intervalo possível de operação para cada variável. Esse processo é repetido de modo independente para cada indivíduo da população inicial.

Passo 2: Calcular a função objetivo para cada indivíduo da população. Nesse caso, a função objetivo corresponde ao consumo de combustível durante a operação, à priorização da utilização de motores com melhor desempenho ou associados às caldeiras e à restrição de atendimento à demanda.

Passo 3: Selecionar os melhores indivíduos da população com base no menor valor da função objetivo. O fator de elitismo indica o percentual da população que será selecionado para passar à próxima geração.

Passo 4: A partir dos indivíduos selecionados, gerar novos membros para a população através dos operadores de mutação e cruzamento. A Figura 1 apresenta um esquema explicativo desses operadores.

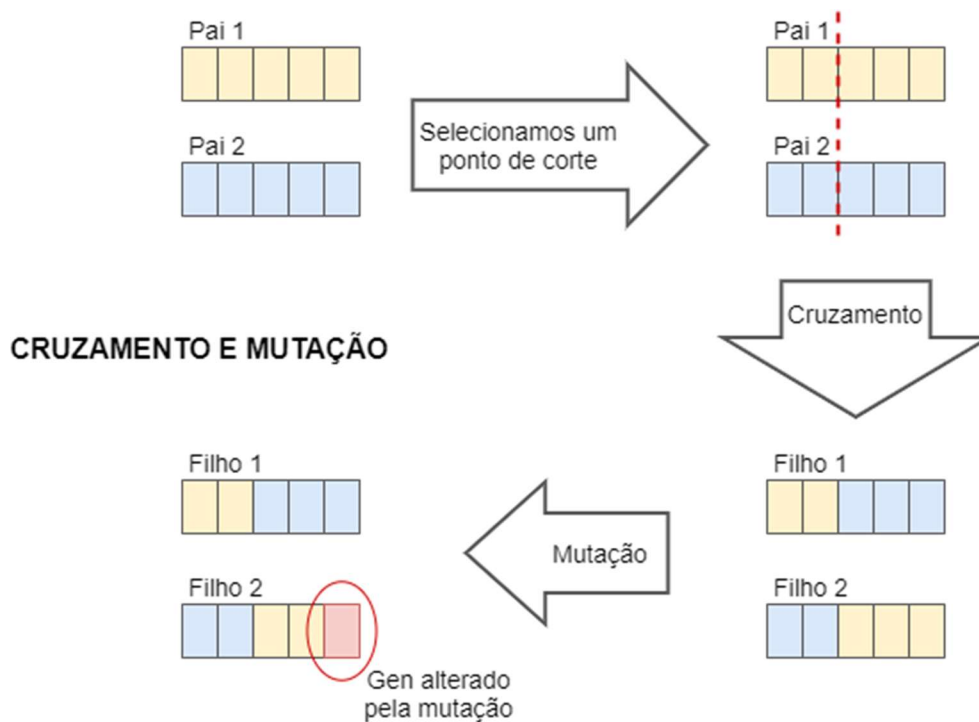


FIGURA 1 - Operadores de reprodução do Algoritmo Genético.

Muta o: Um dos indivíduos da população é escolhido aleatoriamente e, desse indivíduo, um de seus genes também de forma aleatória. A seguir, as variáveis correspondentes a esse gene são modificadas, novamente de modo aleatório, dentro do intervalo possível de operação. No caso de um despacho da EPASA especificamente, para a solução (indivíduo) sorteada, é escolhido um dos motores da usina em um intervalo de tempo específico do despacho e, a seguir, são modificadas as variáveis operacionais correspondentes.

Cruzamento: Aleatoriamente, são sorteados dois indivíduos da população e um gene, que será o ponto de cruzamento. O novo indivíduo é formado a partir da cópia de um dos originais até o ponto de cruzamento e do outro a partir desse marco. No problema em questão, um dos motores da usina é selecionado para ser o ponto de cruzamento.

Passo 5: Consolidar a nova população com os indivíduos selecionados no Passo 3 e os descendentes gerados no Passo 4.

Passo 6: Verificar regra de parada. Se está satisfeita, ir para o Passo 7. Caso contrário, voltar para o Passo 2.

Passo 7: Selecionar o indivíduo com a melhor função objetivo calculada no Passo 2 como sendo a solução ótima. A Figura 2 representa o passo a passo dessa implementação do Algoritmo Genético.

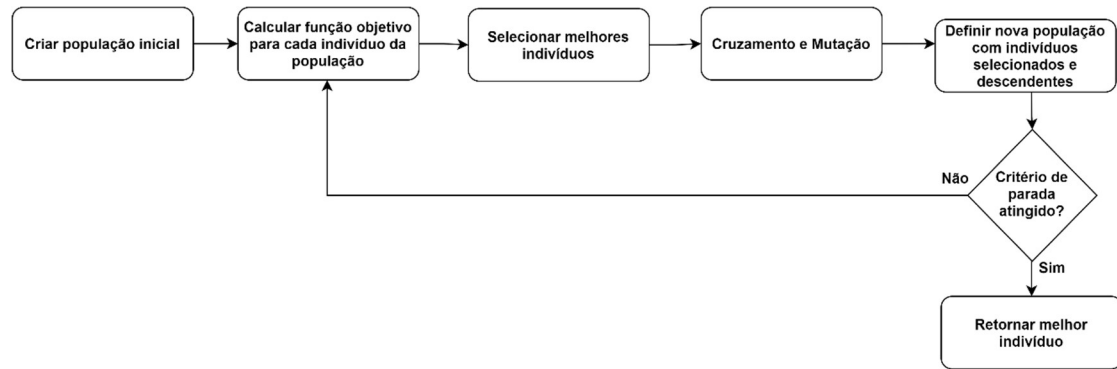


FIGURA 2 - Passos do Algoritmo Genético para resolução do problema de despacho econômico.

3.0 METODOLOGIA

O presente trabalho visa solucionar o problema de Despacho Econômico (DE) nas usinas termelétricas. O DE consiste em simultaneamente minimizar o custo de geração de energia e satisfazer a demanda de potência ativa da planta produtora. Assim, o objetivo é encontrar as condições de geração para o despacho solicitado ao menor custo possível, enquanto se obedece a restrições físicas e operacionais das usinas. O custo de operação de usinas termelétricas está majoritariamente interligado ao consumo de combustível. Dessa forma, o problema de DE foi solucionado em função do consumo de combustível.

Para este problema foi desenvolvido um algoritmo de otimização baseado no algoritmo genético considerando o despacho solicitado, os dados dos sensores dos motores, o desempenho dos motores através do índice de saúde e todas as restrições operacionais.

A lógica de implementação do algoritmo genético foi apresentada no item 2.1.1 deste trabalho.

A solicitação de despacho é enviada pelo Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS) às usinas no dia anterior ao despacho. O despacho é programado com a potência a ser gerada a cada 30 minutos ao longo das 24 horas do dia seguinte à solicitação.

O diagrama abaixo apresentado na Figura 3 ilustra quais informações serão fornecidas ao modelo de otimização:

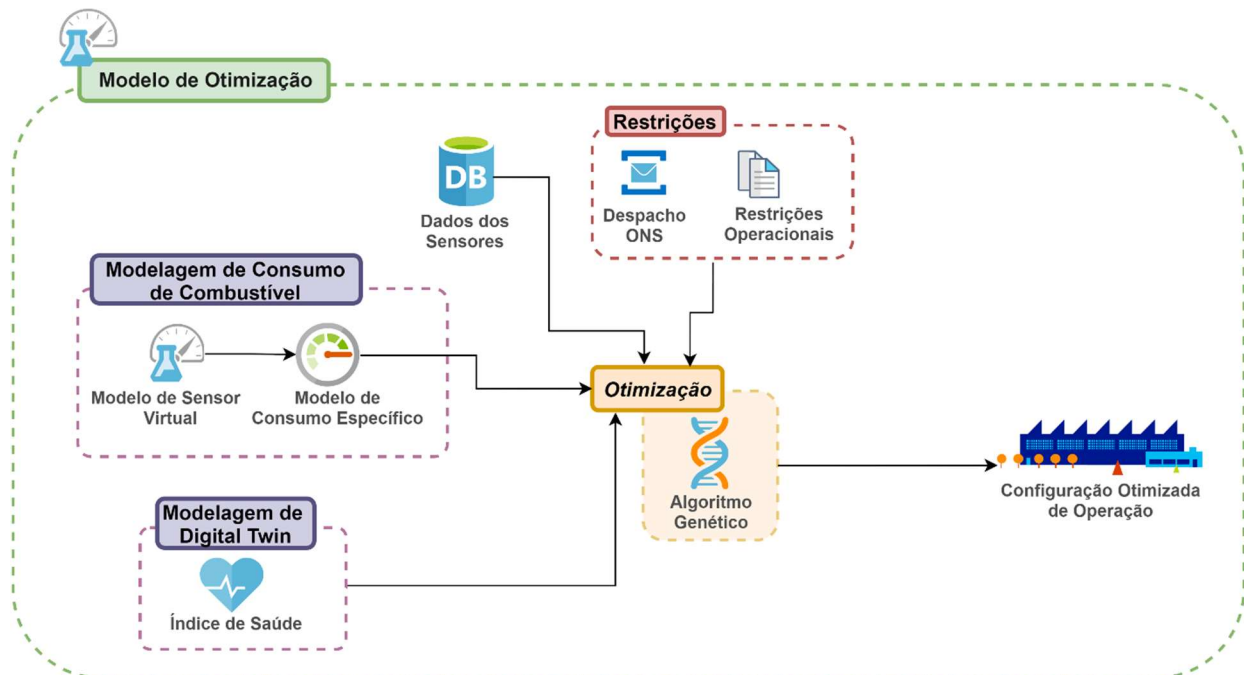


FIGURA 3 - Diagrama proposto para o procedimento de otimização da performance energética das usinas.

A especificação do despacho solicitado pelo ONS, será o insumo principal do algoritmo genético. Para a formulação das restrições operacionais do problema tem-se as diretrizes internas das usinas que envolvem: perdas e/ou consumo de energia, tempo mínimo de operação e o tempo mínimo de desligamento de cada máquina e as informações de quais máquinas estão associadas às caldeiras de geração de vapor. As perdas estão relacionadas às perdas de potência ativa que ocorrem nas redes de transmissão e nos transformadores, e o consumo está relacionado aos equipamentos dos sistemas auxiliares que consomem energia. Tanto as perdas quanto o consumo não foram considerados, pois o despacho solicitado pelo ONS já é um despacho bruto que faz a consideração das possíveis perdas no processo.

Com o histórico de dados dos sensores de potência ativa instalados nos geradores dos motores foi possível definir o *status* dos motores no instante anterior para verificar se ao ligar ou desligar uma máquina irá respeitar os limites de tempo estabelecidos para o melhor funcionamento das máquinas.

A modelagem de predição de consumo específico (kg/MW) de cada máquina foi de extrema importância para o modelo de otimização poder calcular a quantidade de combustível utilizada no despacho.

A partir de um modelo de *digital twin* foi possível utilizar o índice de saúde das máquinas para auxiliar o algoritmo de otimização a definir o *status* das máquinas durante o despacho a ser realizado.

As modelagens de predição de consumo específico e do *digital twin* das máquinas não serão abordadas neste trabalho.

O resultado do algoritmo genético irá apresentar a configuração otimizada do despacho informando a alocação ótima das máquinas com as informações de geração de potência ativa, consumo e consumo específico de combustível de cada máquina para cada intervalo de 30 minutos do despacho.

3.1 – Modelagem Matemática

A modelagem matemática do despacho econômico será apresentada ao longo dessa sessão. O consumo de combustível no despacho segue conforme apresentado abaixo:

$$F_{Cons.Comb.} = \sum_{i=1}^n \sum_{t=0}^T f(P_{i,t}, C_{esp,i,t}^{pred})$$

Onde $F_{Cons.Comb.}$ é uma das parcelas da função objetivo que representa o consumo de combustível da termelétrica para cada despacho, $P_{i,t}$, é o vetor que compreende a potência gerada (MW) em cada UGD e $C_{esp,i,t}^{pred}$ é o vetor que compreende a predição do consumo específico de combustível (kg/MW) pela i -ésima unidade geradora das 40 unidades geradoras para cada intervalo de tempo t de 30 minutos do despacho total T de 24 h. Essa parcela da função objetivo referente a geração deverá estar sujeita a:

$$P_{Ativa,min} \leq P_i \leq P_{Ativa,max}$$

A equação acima representa os limites físicos para a potência ativa máxima e mínima de cada unidade geradora.

As restrições referentes as diretrizes internas da termelétrica que são informadas ao ONS seguem conforme citadas anteriormente:

- Tempo mínimo de operação de cada unidade geradora:

$$t_{min,ligada} = 705 \text{ min}$$

- Tempo mínimo de permanência desligada de cada unidade geradora:

$$t_{min,desligada} = 180 \text{ min}$$

Também deve-se levar em consideração que para despachos acima de 200 MW, deve-se ligar as 9 máquinas que estão associadas às caldeiras, e despachos abaixo de 200 MW deve-se ligar pelo menos 2 máquinas associadas às caldeiras para cada usina.

Um outro problema relevante para o problema de despacho econômico é o que está relacionado ao estado de transição das unidades geradoras da termelétrica. Esse subproblema está associado a transição de estado referente

à partida e parada das unidades geradoras. Dessa forma, a segunda parcela da função objetivo associada à transição de estado das máquinas segue conforme abaixo:

$$F_{TS} = \sum_{i=1}^n \sum_{t=0}^T \sigma_{HI} \cdot [u_{it}(1 - u_{i,t-1}) + u_{i,t-1}(1 - u_{it})]$$

sendo,

$$\sigma_{HI} = \sum_{i=1}^n \sum_{t=0}^T \cos^{-1}(HI_{i,t} \cdot m_{i,t})$$

Na equação F_{TS} é a função que representa a transição de estado das unidades geradoras e σ_{HI} e u_i representam uma punição associada a partida ou parada das unidades geradoras e uma variável binária que indicará o status do motor de ligado (1) ou desligado (-1) nos intervalos do despacho (t) e (t-1), respectivamente. O índice t, representa os intervalos de tempo analisados, sendo T o número total de intervalos programados de despacho do ONS. O σ_{HI} representa a punição associada ao procedimento operacional de ligar, desligar ou manter o status do motor levando em consideração o índice de saúde, HI_i (*Health Index*, do inglês), das unidades geradoras. O termo m_i indica a mudança de status dos motores no intervalo t do despacho, onde:

$$\begin{aligned} m_{i,t} &= 0, \text{ mantém o status do motor no intervalo } t \\ m_{i,t} &= 1, \text{ liga o motor no intervalo } t \\ m_{i,t} &= -1, \text{ desliga o motor no intervalo } t \end{aligned}$$

Esta função objetivo associada à transição de estado das máquinas, pela natureza binária das variáveis, confere uma característica determinante no que diz respeito à qual técnica de otimização deverá ser utilizada para solução do modelo, que pode ser classificado como um problema de programação não linear inteira mista (MINLP – *Mixed Integer Nonlinear Programming*).

A formulação da função objetivo segue conforme descrita abaixo:

$$\min f_{obj} = \sum_{i=1}^n \sum_{t=0}^T f(P_{i,t}, C_{esp,i,t}^{pred}) + \sum_{i=1}^n \sum_{t=0}^T \sigma_{HI} \cdot [u_{it}(1 - u_{i,t-1}) + u_{i,t-1}(1 - u_{it})]$$

A solução da equação acima representa, matematicamente, a minimização do consumo de combustível em função da geração e da transição de estado de cada uma das unidades geradoras. O resultado da otimização irá apresentar a configuração ótima das usinas apresentando o estado, a potência e o consumo de combustível de cada motor em cada intervalo do despacho.

4.0 RESULTADOS E DISCUSSÕES

A partir dos resultados obtidos pelo modelo de otimização foi possível estimar o lucro bruto tanto para a condição real do despacho quanto para condição de despacho otimizado da usina. Para caracterização do resultado do lucro fez-se uma análise em relação ao despacho do mês de julho de 2021, conforme pode-se observar na Figura 4 abaixo:

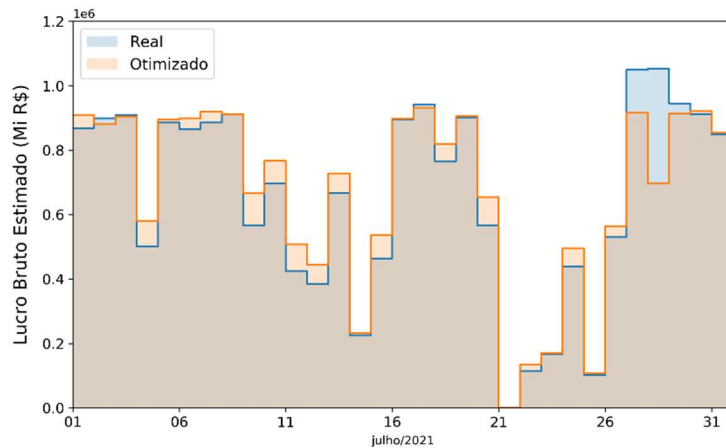


FIGURA 4 – Lucro bruto estimado para o otimizador em comparação com o realizado no mês de jul/2021 sem auxílio da otimização.

Para a estimação desses lucros brutos foi realizado o seguinte cálculo:

$$\text{Lucro} = (\text{Custo Variável Unitário}) * (\text{Energia Gerada}) - (\text{Quantidade de Combustível}) * (\text{Preço do Combustível})$$

Para o despacho do mês de julho de 2021, seguem valores conforme Tabela 1 abaixo:

Tabela 1: Valores das variáveis e do lucro bruto estimado para o despacho real e otimizado.

Variáveis	Despacho Real	Despacho Otimizado
Custo Variável Unitário (R\$/MWh)	912,28	912,28
Energia Gerada (MWh)	$1,58 \times 10^5$	$1,58 \times 10^5$
Quantidade de Combustível (kg)	$3,36 \times 10^7$	$3,35 \times 10^7$
Preço do Combustível (R\$/kg)	3,68	3,68
Lucro Bruto Estimado (R\$)	$2,04 \times 10^7$	$2,08 \times 10^7$

Considerando um erro de $\pm 0,160\%$ em relação a modelagem de consumo específico, tem-se o lucro estimado do despacho otimizado variando entre $1,77 \times 10^5$ R\$ e $5,79 \times 10^5$ R\$ acima do valor do lucro estimado do despacho real. Com esses resultados estimados, é possível compreender a importância do despacho otimizado e o quanto ele pode trazer benefícios operacionais e financeiros a geração termelétrica.

Através da Figura 5 abaixo, foi possível comparar os resultados da geração de potência ativa ao longo do dia 06 de julho de 2021 em relação a programação solicitada pelo ONS, ao que foi realizado e ao que foi proposto pelo modelo de otimização. Pode-se observar que a geração sugerida pelo modelo de otimização segue as tendências do programado e realizado respeitando os limites de geração de ± 5 MW em relação ao programado. Contudo, a geração otimizada está quase em todo esse período acima da geração programada e realizada, confirmando a eficiência da otimização e justificando o lucro estimado acima.

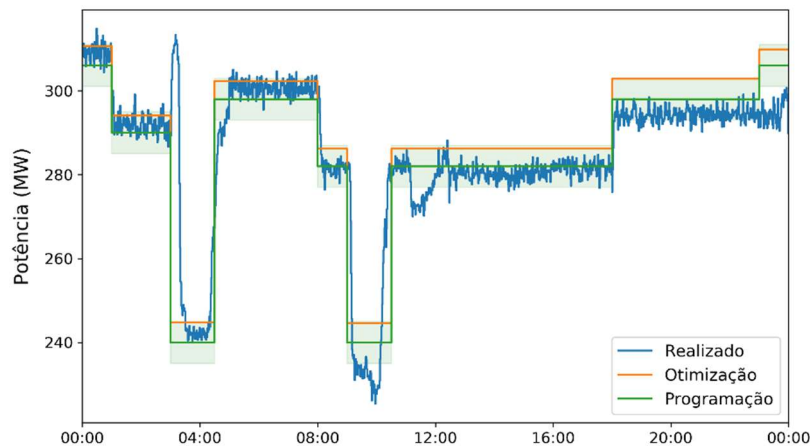


Figura 5 – Sugestão do otimizador para atendimento ao despacho de 6/jul/2021.

5.0 CONCLUSÕES

Através das técnicas utilizadas, metodologia e resultados obtidos pode-se concluir que o presente trabalho propicia no momento do despacho da geração termelétrica condições operacionais mais padronizadas, favorecendo um melhor aproveitamento dos motores. Além da importância operacional de se ter um processo otimizado, houve um considerável ganho financeiro mesmo que estimado. O despacho otimizado favoreceu a maximização da geração para um menor custo de combustível, validando o proposto pelo problema de despacho econômico.

A abordagem com o algoritmo genético se mostrou eficaz para otimizar o problema de despacho econômico. Entretanto, vale ressaltar a importância de realizar mais experimentos para otimizar os hiperparâmetros desse algoritmo. Além de realizar novos experimentos com outros algoritmos de otimização.

Os próximos passos deste trabalho se referem a melhoria na fase de experimentação de outros algoritmos para otimização, além de aplicar novos experimentos na modelagem de predição de consumo específico dos motores e estudar novos métodos para melhorar os resultados em geral.

Os autores agradecem à Centrais Elétricas da Paraíba (EPASA) pelo apoio financeiro ao Projeto PD-07236-0011-2020 - Otimização de Performance Energética de Usina Termelétrica a Motores de Combustão com uma abordagem de Digital Twin, desenvolvido no âmbito do programa de Pesquisa e Desenvolvimento da Agência Nacional de Energia Elétrica (P&D ANEEL), que foi executado pela empresa de engenharia Radix Engenharia e Software S/A.

6.0 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- (1) Silva, L. R., & Silva, R. P. (2014). Uma estratégia de implementação paralela eficiente de uma heurística de particionamento de grafos aplicados à simulação de escoamento multifásico. *Latin American Journal of Energy Research (Lajer)*, 1, 91-100.
- (2) BASU, M. (2008). Dynamic economic emission dispatch using nondominated sorting genetic algorithm-II. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems* 30(2), 140-149.
- (3) ELATTAR, E. E. (2015). A hybrid genetic algorithm and bacterial foraging approach for dynamic economic dispatch problem. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 69, pp. 18-26.
- (4) Nascimento, M. (2016). Uma Nova Solução para a Otimização do Despacho Econômico e Ambiental utilizando Metaheurísticas da Computação Bio-Inspiração. Universidade Federal Do Pará.

DADOS BIOGRÁFICOS



Graduou-se em Engenharia Química (2017) na Universidade do Estado do Rio de Janeiro (UERJ) e está cursando o mestrado em Otimização de Processos desde 2021 na UERJ. Tem experiência na área de projetos de engenharia no setor de óleo e gás e em projetos de pesquisa e desenvolvimento da ANEEL. Seus principais interesses são estudos de novas tecnologias na área de geração, transmissão e distribuição de energia.

- (2) GABRIELA TEIXEIRA JUSTINO, engenheira química com mestrado em Tecnologia de Processos Químicos e Bioquímicos. Possui experiência em otimização, análise de dados, modelagem matemática.
- (3) GABRIELA CARVALHO FREITAS, graduada em Engenharia Química pela UFRJ (2020). Atua como cientista de dados na Radix Engenharia e Desenvolvimento de Software, onde desenvolve projetos utilizando inteligência artificial aplicada em soluções para problemas de engenharia.
- (4) KLEYTON PONTES COTTA, mestre em Engenharia de Sistemas e Computação pela UFRJ (2018), graduado em Ciências da Computação pela UFRRJ (2014) e Design Gráfico pela UNESA (2008). Foi pesquisador bolsista no IPEA. Professor na pós-graduação no Instituto Infnet. Atualmente é líder técnico de ciência de dados no grupo de P&D da Radix, desenvolvendo atividades e projetos de inovação, criando soluções para diversos setores da indústria.
- (5) ROBSON FELIPE VIANA DA SILVA, graduou-se em Engenharia Mecânica na UFF (2019) onde está cursando mestrado em Engenharia Mecânica com ênfase em transferência de massa e energia (2022). Seus interesses são estudos de manutenção preditiva e otimização de sistemas. Atua em projetos de P&D no setor de energia elétrica.
- (6) BRUNO DEON, é atualmente aluno de mestrado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Química da UFSC, onde também recebeu bacharel em Engenharia Química (2019). Nos últimos dois anos, sua experiência profissional foi focada na ciência de dados, onde a partir da utilização de algoritmos de inteligência artificial desenvolveu ferramentas para o auxílio à tomada de decisão e predição de falhas no setor industrial.
- (7) FLÁVIO LEITE LOUÇÃO JUNIOR, graduou-se em Engenharia Química pela UFRJ (2015) onde finalizou mestrado em Otimização de Processos no ano de 2016. Atua em projetos de P&D para o setor elétrico desde 2017 e atualmente gerencia um grupo voltada à formatação e execução de novos P&Ds no contexto da ANEEL. Seus principais interesses consistem no estudo da aplicação novas tecnologias e metodologias de gestão e execução de pesquisas para o desenvolvimento de melhorias e solução de problemas no setor elétrico como um todo.
- (8) ATHOS DOS SANTOS BARBOSA, graduou-se em Engenharia de Controle e Automação no CEFET/RJ (2019).

Tem experiência na área de desenvolvimento de software voltado para projetos de engenharia ligados ao setor de energia e sistemas PIMS, principalmente da OSIsoft.

(9) ALEX MORETTI DE MORAIS, pós-graduando em Ciências de Dados e BigData pela PUC Minas e graduação pela USF (2008) e UFSCAR (1996). Possui 25 anos de experiência e especialização em tecnologia da informação, com ênfase em infraestrutura e datacenter T3, desses, 12 anos no setor elétrico. Atuou como Gestor Latam na Stefanini IT Solutions, Gestor de Serviços de TI na CPFL Energia e atualmente como Gestor de Infraestrutura Corporativa na EPASA.

(10) ISAAC EMMANUEL AZEVEDO DE MEDEIROS, graduado em Engenharia Elétrica pela UFPB. Atualmente, cursa Pós-Graduação em Ciência de Dados e Big Data pela Puc Minas e mestrado em Engenharia Elétrica pela UFPB. Desde 2019 atua na indústria, ocupou o cargo de Analista no ramo de Automação Industrial. Atualmente é Engenheiro Trainee da EPASA, atuando no departamento de engenharia e em projetos P&D nas áreas de Inovação.

(11) ANGELO MARCELINO CORDEIRO, graduou-se em Ciências e Tecnologia na UFRN (2019) onde está cursando o bacharelado em Engenharia de Computação. Seus interesses são nas áreas de ciência de dados, com ênfase em inteligência artificial e aprendizagem profunda. Atualmente, atua em projetos de P&D no setor de energia elétrica.

(12) RODRIGO JOSÉ SILVA DE ALMEIDA, possui graduação em Automação Industrial pelo IFPB (2011) e graduação em Engenharia Elétrica pela UNINASSAU (2019). Atualmente está cursando Ciência de Dados e Big Data na PUC Minas. Trabalha na EPASA, desde 2010 e atualmente tem o cargo de especialista em usina termoeletrica II.

(13) CARLOS ANTONIO ALVES DE ARAÚJO JUNIOR, graduado em Engenharia Elétrica pela UFCG e Mestre em Sistemas Eletrônicos e Automação pela UFPB. Tem experiência como Engenheiro de Controle e Automação, atuando em projetos de manutenção da automação e melhorias em plantas industriais. Atualmente trabalha na EPASA como Especialista em Termoeletrica II, onde realiza melhorias no processo de geração de energia elétrica, implantação de novos projetos (CAPEX), gestor técnico de projetos P&D Aneel, avaliação de parâmetros de proteção e contato com ONS referente a SGR, SIPER, RANOR e OTRS.