



**XXIII SNPTTE
SEMINÁRIO NACIONAL
DE PRODUÇÃO E
TRANSMISSÃO DE
ENERGIA ELÉTRICA**

FI/GPT/03
18 a 21 de Outubro de 2015
Foz do Iguaçu - PR

GRUPO - II

GRUPO DE ESTUDO DE GERAÇÃO TÉRMICA E FONTES NÃO CONVENCIONAIS - GPT

**OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO DO DESPACHO TERMELÉTRICO ESTÁTICO
UTILIZANDO ALGORITMOS GENÉTICOS**

Alcides Codeceira Neto (*)
CHESF / UPE

Eduardo de Aguiar Sodré
CHESF / UPE

Nicholas A. Pereira Guerra
UPE

GRUPO -NNN

RESUMO

A queima de combustível para geração de energia elétrica é responsável pela emissão de poluentes, como o dióxido de carbono, dióxido de enxofre, óxidos de nitrogênio, etc. A redução do índice de poluição depende da instalação de sistemas de purificação pós-combustão e da elaboração de uma estratégia de despacho.

O problema de despacho econômico multiobjetivo com restrição ambiental consiste em viabilizar a produção termoeletrica através da minimização dos custos de energia gerada e da emissão de poluentes, respeitando as mesmas restrições encontradas no despacho termelétrico estático tradicional [1].

Este artigo técnico tem como objetivo desenvolver um algoritmo genético para resolver o problema do despacho estático de unidades térmicas, considerando múltiplos combustíveis, "Ponto de Válvula" e Restrições Ambientais. A literatura raramente aborda o problema do Despacho Termoeletrico Estático (DTE) considerando a característica do ponto de válvula e a possibilidade de geração de múltiplos combustíveis com restrições ambientais. O algoritmo proposto será comparado com resultados já divulgados por outros pesquisadores [2-4]. O estudo propõe um modelo integrado de custos, que combina as cargas de ponto de válvula de combustível e as mudanças de combustível em uma só estrutura, atendendo às Restrições Ambientais.

O termo Despacho Econômico Estático considerado neste artigo técnico refere-se a um intervalo de tempo simples, o qual é diferente do despacho econômico dinâmico, que considera vários intervalos de tempo com despachos de geração que acompanham a previsão da carga do sistema, visando definir uma trajetória ótima da geração para atendimento às cargas do sistema elétrico de potência.

O Problema do Despacho Econômico (PDE) é um dos problemas de otimização mais importante em um sistema de energia. Tradicionalmente, a função custo para cada gerador tem sido aproximadamente representada por uma única função quadrática, e os efeitos de ponto válvula são ignorados. Muitas vezes isso introduz uma imprecisão no resultado do problema. No entanto, uma vez que a curva de custo de um gerador é altamente não-linear, contendo descontinuidades devido às cargas de ponto de válvula, a função custo é representada de forma mais realista se for considerada esta questão.

Este problema de otimização não-suave com características complexas e não-convexas, com pesadas restrições de igualdade e desigualdade, torna o desafio de encontrar o ótimo global uma tarefa gigantesca. Além disso, unidades geradoras, especialmente aquelas que podem ser supridas com fontes múltiplas (carvão, gás natural ou óleo), ainda acrescentam ao problema como um todo o desafio de determinar o combustível mais econômico a ser utilizado.

PALAVRAS-CHAVE

Planejamento Energético, Problema do Despacho Econômico, Otimização Multiobjetivo, Algoritmos Genéticos.

(*) Rua Delmiro Gouveia, n° 333, Bloco C, Sala 234, San Martin, CEP 50761-901, Recife, PE, – Brasil
Tel: (+55 81) 3229-3547 – Fax: (+55 81) 3229-3248 – Email: alcidesc@chesf.gov.br

1.0 - INTRODUÇÃO

O Problema do Despacho Econômico (PDE) de energia elétrica teve sua origem em meados de 1920, quando engenheiros estavam preocupados com o problema de alocação econômica das unidades geradoras ou a divisão adequada de carga entre as unidades geradoras disponíveis [4].

O objetivo básico do problema do despacho econômico das unidades geradoras de uma usina termelétrica baseia-se no despacho escalonado dessas unidades, de forma a atender a carga elétrica dos consumidores a um custo mínimo de operação do sistema satisfazendo todas as restrições existentes, inerentes ao sistema como um todo. Este tipo de problema de despacho econômico de geração aplicado a sistemas elétricos de potência apresenta características complexas e não lineares, que incluem muitas vezes restrições de igualdades e desigualdades, em conjunto.

O termo despacho econômico estático considerado neste artigo técnico refere-se a um intervalo de tempo simples, o qual é diferente do despacho econômico dinâmico, que considera vários intervalos de tempo com despachos de geração que acompanham a previsão da carga do sistema, visando definir uma trajetória ótima da geração para atendimento às cargas do sistema elétrico de potência. Quando o problema de despacho econômico trata de um intervalo de tempo simples, ele é referido como um problema de despacho econômico estático, enquanto o problema de despacho econômico dinâmico considera um número finito de intervalos de despacho acoplados com a previsão de carga para providenciar uma trajetória de geração “ótima” seguindo uma demanda variável de carga [7].

Este artigo técnico tem como objetivo desenvolver um algoritmo genético para resolver o problema do despacho estático de unidades térmicas, considerando múltiplos combustíveis, “Ponto de Válvula” e Restrições Ambientais. O estudo propõe um modelo integrado de custos, que combina as cargas de ponto de válvula de combustível e as mudanças de combustível em uma só estrutura, atendendo às Restrições Ambientais. A análise de sistemas elétricos de potência requer o uso de sistemas de equações altamente não lineares, sendo os vários métodos matemáticos empregados no ramo da inteligência artificial bastante promissores na solução das não linearidades e descontinuidades presentes na modelagem de sistemas físicos, os quais apresentam grande número de equações e variáveis sujeitas às restrições impostas. Algoritmos Genéticos não requerem uma formulação matemática complicada como, por exemplo, o uso de derivadas, as quais são necessárias nas técnicas de otimização convencionais [2].

2.0 - FORMULAÇÃO MATEMÁTICA DO PROBLEMA

O modelo de otimização do Problema de Despacho Econômico (PDE) para n geradores pode ser obtido de acordo com a equação 1:

$$\begin{aligned} \text{minimizar } \phi &= \sum F_{c,i}(P_{Gi}) \left[\frac{\$}{h} \right] \\ \text{sujeito a } \sum P_{Gi} - P_L &= P_D \\ P_{inf,i} &\leq P_{Gi} \leq P_{sup,i} \\ i &= 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (1)$$

onde ϕ é a função objetivo formada pelo somatório de todas as funções de custo de cada unidade geradora; P_L são as perdas técnicas de potência da linha de transmissão; P_D é a potência demandada pela carga.

A primeira restrição procura atender ao balanço de potência ativa; a segunda restrição corresponde aos limites de produção das unidades geradoras. Outras restrições podem ser adicionadas se as condições de segurança, relacionadas ao fluxo de potência ótimo, forem consideradas, tornando assim o modelo mais complexo.

A maioria dos estudos efetuados para a resolução do Problema do Despacho Econômico (PDE) modela a função de custo de combustível das unidades geradoras térmicas de forma a simplificar o problema e facilitar a otimização, através de uma função quadrática. Mas, na prática, existem determinados efeitos produzidos pela abertura de cada válvula de emissão que controla o calor, fazendo com que existam variações na curva representativa da função de custo de combustível. Estas variações são conhecidas por efeito do ponto de válvula e fazem com que não seja muito apropriado o uso da função quadrática para representar a função dos custos de combustível [8].

O problema do Despacho Econômico com Ponto de Válvula (PDE-PV) possui termos modulares adicionados à função quadrática de cada unidade geradora, devido ao efeito de abertura das válvulas. A inserção do termo modular na função de custo de cada unidade geradora transforma a função objetivo original em uma função não convexa, descontínua e não diferenciável em alguns pontos pertencentes ao espaço de busca, tornando ineficaz uma abordagem determinística [6].

Em termos matemáticos, a função objetivo, considerando o efeito do ponto de válvula, é apresentada na equação 2:

$$F_{c,i}(P_{Gi}) = a_i P_{Gi}^2 + b_i P_{Gi} + c_i + |e_i \sin(f_i(P_{inf,i} - P_{Gi}))| \left[\frac{\$}{h} \right] \\ \forall P_{Gi} \in \mathbb{R} \mid P_{inf,i} \leq P_{Gi} \leq P_{sup,i} \\ i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

onde e_i e f_i são constantes do efeito do ponto de válvula. A influência causada pelo efeito do ponto de válvula na curva de custo de uma unidade geradora é ilustrada na figura 1.

A queima de combustível de cada unidade geradora é responsável pela emissão de poluentes à atmosfera, como o dióxido de carbono, dióxido de enxofre, óxidos de nitrogênio, monóxido de carbono e dióxido de nitrogênio. A redução do índice de poluição depende da instalação de sistemas de purificação pós-combustão e da elaboração de uma estratégia de despacho. O Problema do Despacho Econômico Ambiental (PDEA) consiste em viabilizar a produção de energia térmica através da minimização dos custos da energia gerada e da emissão de poluentes, respeitando as mesmas restrições encontradas no Problema do Despacho Econômico (PDE). O PDEA é um problema de otimização multiobjetivo cujo modelo é apresentado nas equações 3 e 4.

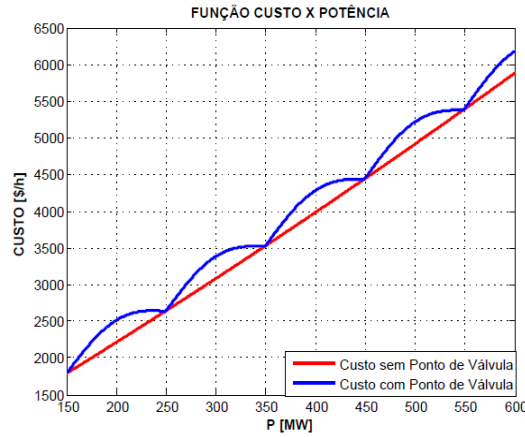


FIGURA 1 – Curva de custo característica de uma unidade geradora com efeito do ponto de válvula e sem o efeito do ponto de válvula. Dados: $a = 0,001562$; $b = 7,92$; $c = 561$; $e = 300$; $f = 0,315$; $150 \leq P_G \leq 600$ [6].

$$\text{minimizar } \varphi = \lambda_1 \Sigma F_{c,i}(P_{Gi}) + (1 - \lambda_1) \Sigma F_{e,i}(P_{Gi}) \\ \text{sujeito a } \Sigma P_{Gi} - P_L = P_D \\ P_{inf,i} \leq P_{Gi} \leq P_{sup,i} \\ 0 \leq \lambda_1 \leq 1 \\ i = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

A função de emissão em relação à potência de saída da unidade geradora $F_{e,i}$ leva em consideração todos os tipos de poluentes produzidos e, assim como a função custo, pode ser modelada de acordo com uma função quadrática com domínio restrito. Em termos matemáticos a função de emissão é apresentada de acordo com a equação 4.

$$F_{e,i} = \alpha_i P_{Gi}^2 + \beta_i P_{Gi} + \gamma_i \left[\frac{ton}{h} \right] \\ P_{inf,i} \leq P_{Gi} \leq P_{sup,i} \\ i = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

Nas equações 3 e 4, $F_{e,i}$ representa uma função de emissão da i -ésima unidade geradora; α_i , β_i , γ_i representam os coeficientes de emissão da i -ésima unidade geradora; e λ_1 é um parâmetro cuja variação é responsável pela geração das soluções eficientes.

Este artigo técnico tem como objetivo desenvolver um algoritmo genético para resolver o problema do despacho estático de unidades térmicas, considerando múltiplos combustíveis, “Ponto de Válvula” e Restrições Ambientais. O estudo propõe um modelo integrado de custos, que combina as cargas de ponto de válvula de combustível e as mudanças de combustível em uma só estrutura, atendendo às Restrições Ambientais. A análise de sistemas elétricos de potência requer o uso de sistemas de equações altamente não lineares, sendo os vários métodos matemáticos empregados no ramo da inteligência artificial bastante promissores na solução das não linearidades e descontinuidades presentes na modelagem de sistemas físicos, os quais apresentam grande número de equações e variáveis sujeitas às restrições impostas. Algoritmos Genéticos não requerem uma formulação matemática complicada como, por exemplo, o uso de derivadas, as quais são necessárias nas técnicas de otimização convencionais [2].

3.0 – PRINCÍPIOS BÁSICOS DOS ALGORITMOS GENÉTICOS

Algoritmos Genéticos formam um subconjunto da computação evolucionária, e são baseados nos processos de organismos biológicos. Eles usam operações encontradas na genética natural no sentido de buscar a solução através de espaços de busca. Através da adaptação deste processo natural para resolver problemas científicos, os Algoritmos Genéticos são capazes de desenvolver soluções para problemas matemáticos.

Essa técnica permite que uma população composta de muitos indivíduos possa “evoluir” através do uso de regras de seleção especificadas, para um estado que maximiza ou minimiza a função custo. Este método foi desenvolvido por John Holland em 1975, e tornou-se popular por um de seus estudantes, David Goldberg [9]. Atualmente as técnicas de Algoritmos Genéticos têm sido empregadas largamente para otimização de sistemas equações que representam problemas práticos. Algumas vantagens do uso de Algoritmos Genéticos estão descritas a seguir:

- Otimizam sistemas matemáticos com o uso de parâmetros discretos ou contínuos;
- Não requerem o uso de derivadas, como nas técnicas convencionais;
- São adequadas para a computação paralela;
- São facilmente implementáveis.

A interpretação dos resultados dá-se através da análise dos valores atribuídos à função custo à medida em que o modelo computacional vai sendo processado. Os indicadores mais significativos na solução do problema constituem a função custo do conjunto de parâmetros, os quais são os melhores (ou piores) indicadores em cada geração de indivíduos e a média da função custo de toda a população considerada. Nos Algoritmos Genéticos uma geração é definida como o período de tempo entre diferentes aplicações dos operadores genéticos. Já uma população é definida como os vários conjuntos de diferentes parâmetros considerados na aplicação do algoritmo [11].

Tendo em vista que os Algoritmos Genéticos são baseados em processos randômicos, não há qualquer possibilidade de se prever a eficiência deles em um dado problema. Eles consideram muitos pontos em um espaço de procura, simultaneamente, e portanto, possuem uma chance reduzida de convergência para um ótimo local. Nas técnicas de procura convencionais um ponto singular é considerado com base em alguma regra de decisão. Estes métodos podem ser perigosos em um espaço de procura com muitos máximos ou mínimos, tendo em vista que eles podem convergir para um ótimo local. Contudo, Algoritmos Genéticos geram populações inteiras de pontos, testam cada ponto independentemente e, então, combinam qualidades dos pontos existentes de forma a produzir uma nova população “melhorada” composta de novos pontos. Este método conduz a uma procura global maior no domínio considerado.

Há dois tipos de Algoritmos Genéticos: o Algoritmo Genético binário e o Algoritmo Genético de ponto flutuante, também conhecido como Algoritmo Genético Contínuo ou Algoritmo Genético Real. Ambos algoritmos possuem o mesmo caminho para recombinação genética e seleção natural. Os Algoritmos Genéticos binários representam parâmetros por meio de um vetor binário codificado de zeros (0) e uns (1), e trabalham com esses vetores binários para resolver o problema de otimização. Já os Algoritmos Genéticos contínuos trabalham com números reais para resolver o problema de otimização. Diversas comparações entre os Algoritmos Genéticos binários e os Algoritmos Genéticos contínuos têm mostrado melhor performance para os últimos, de acordo com Michalewicz, 1996 [10]. Contudo, a obtenção da performance do modelo usando-se estes dois tipos de Algoritmos Genéticos depende muito do problema e dos detalhes do algoritmo a ser usado.

Os procedimentos básicos que descrevem um Algoritmo Genético estão descritos a seguir:

1. Definição dos parâmetros, do custo e da função custo;
2. Criação da população original;
3. Avaliação da função custo para a população inteira;
4. Seleção dos indivíduos para reprodução;
5. Reprodução;
6. Mutação;

7. Avaliação da função custo dos novos indivíduos;
8. Elitismo
9. Se a convergência for alcançada, parar; senão retornar para o passo 3.

3.1 Definição dos Parâmetros da Função Custo

Um indivíduo é definido como um vetor de parâmetros a ser otimizado, os quais inicializam o processo. Se o indivíduo tem N_{par} parâmetros dados por $p_1, p_2, p_3, \dots, p_{N_{par}}$, então os indivíduos são escritos como um vetor com $1 \times N_{par}$ elementos. Os parâmetros $p_1, p_2, p_3, \dots, p_{N_{par}}$ são conhecidos como cromossomos de um dado indivíduo. Cada indivíduo possui um custo, o qual é determinado pela avaliação da função custo $F = f(p_1, p_2, p_3, \dots, p_{N_{par}})$.

3.2 População Inicial

Uma matriz representa a população inicial de N_{ipop} indivíduos, com cada linha da matriz representando um indivíduo em particular, o qual possui N_{par} cromossomos. Esta matriz da população inicial com $N_{ipop} \times N_{par}$ cromossomos é formada aleatoriamente. Cada cromossomo em um dado indivíduo é calculado de acordo com a seguinte equação:

$$Cromossomo(i, j) = l_{inf} + (l_{sup} - l_{inf}) * random(0, 1) \quad (5)$$

onde: $1 \leq i \leq N_{ipop}$; $1 \leq j \leq N_{par}$; $random(0, 1)$ é uma função randômica que gera números randômicos entre 0 e 1; l_{inf} é o limite inferior do intervalo de validação do cromossomo; l_{sup} é o limite superior do intervalo de validação do cromossomo.

Uma maior população inicial de indivíduos permite que o algoritmo avalie melhor a função custo. O tamanho da população inicial e o número de gerações que o algoritmo precisa para convergir são dados importantes na condução da técnica de Algoritmos Genéticos.

3.3 Seleção

O objetivo do operador seleção consiste em escolher os indivíduos da referida população que criará novos indivíduos para a próxima geração, e quantos novos indivíduos serão criados. Neste estudo foi empregado o método de seleção da "roleta". Com a criação da população inicial de indivíduos e a avaliação de cada um desses indivíduos através da função custo, os N_{ipop} indivíduos e seus custos associados são ranqueados do menor custo para o maior custo. Para as populações de indivíduos seguintes, as quais serão geradas ao longo do processo computacional, o número de indivíduos N_{pop} dessas gerações seguintes é geralmente menor que o número de indivíduos definido na população inicial. Alguns dos melhores indivíduos da população inicial (N_{bons}) são então selecionados para reprodução, a depender da taxa de reprodução. Com a geração dos novos indivíduos (N_{novos}), através do operador reprodução, uma população temporária composta dos indivíduos anteriormente criados e dos novos indivíduos é considerada, quando então os piores indivíduos dessa população temporária são removidos. A partir de então o tamanho da população de indivíduos em cada geração fica constante (N_{pop}). Dos N_{pop} indivíduos de cada geração, N_{bons} indivíduos são selecionados para reprodução. Vários pares de indivíduos são selecionados de forma aleatória, antes do operador reprodução ser aplicado. Cada par de indivíduos produz dois novos indivíduos, os quais possuem traços de cada um dos pais, os quais também podem fazer parte da próxima geração. Esse processo de seleção natural é aplicado a cada iteração do algoritmo para permitir que a população de indivíduos evolua de forma a gerar aqueles que possuem o melhor custo [11].

O método de seleção da "roleta" assinala probabilidades aos indivíduos no processo de reprodução, de acordo com a função custo. Um indivíduo com o melhor valor da função custo terá maior probabilidade para reproduzir. Para o cálculo dessa probabilidade, um número aleatório determina o indivíduo a ser selecionado. Esse método permite a seleção do indivíduo n baseado na definição da probabilidade relativa. A probabilidade relativa é um valor que representa a probabilidade de um indivíduo ser selecionado para reprodução, a qual é calculada pela equação:

$$R_{fit\ n} = Fit_n / \sum Fit_i, \text{ para } 1 \leq i \leq n \quad (6)$$

onde: $R_{fit\ n}$ é a probabilidade do indivíduo n , calculada em função da soma de todos os custos da população inteira; Fit_n é o custo do indivíduo n .

Procedendo o ranqueamento de todos os indivíduos de uma dada população, com suas respectivas probabilidades relativas, calcula-se a probabilidade acumulada para cada indivíduo através da equação:

$$C_{fit\ n} = \sum R_{fit\ i}, \text{ para } 1 \leq i \leq n-1 \quad (7)$$

onde: $C_{fit\ n}$ é a probabilidade acumulada do indivíduo n ; e $R_{fit\ i}$ é a probabilidade relativa do indivíduo i .

A probabilidade acumulada de cada indivíduo é usada para a seleção do indivíduo a ser um “pai” no processo de reprodução. O procedimento inclui o sorteio de um número randômico entre zero e um, a partir do qual, começando do topo da lista de indivíduos, busca-se o primeiro indivíduo com uma probabilidade acumulada maior que o valor do número randômico gerado. Este procedimento ocorre um certo número de vezes, a depender da probabilidade de reprodução, que é um dado de entrada para o algoritmo.

3.4 Reprodução

O operador reprodução permite a criação de novos indivíduos a partir de pares de indivíduos selecionados no processo de seleção. A reprodução é o primeiro passo do Algoritmo Genético no sentido de explorar a função custo. Quando do uso de Algoritmos Genéticos de ponto flutuante, o qual é o método computacional empregado neste artigo técnico, muitos procedimentos diferentes têm sido utilizados. Michalewicz (1996) apresenta alguns procedimentos interessantes para reprodução [11]. Nesse artigo técnico foi empregado o procedimento de cruzamento linear.

Nos Algoritmos Genéticos de ponto flutuante os valores dos cromossomos de dois indivíduos “pais” são combinados para formar novos valores de cromossomos, que por sua vez formarão os novos indivíduos. Wright, 1991 [12], usou as equações a seguir para combinar os valores dos cromossomos dos indivíduos “pais” para então obter dois novos cromossomos para os dois novos indivíduos.

$$\begin{aligned} C_{novo1} &= \beta * c_{p1n} + (1 - \beta) * c_{p2n} \\ C_{novo2} &= (1 - \beta) * c_{p1n} + \beta * c_{p2n} \end{aligned} \quad (8)$$

onde: β é um número randômico entre zero e um; C_{novo} é o n-ésimo cromossomo de um novo indivíduo; c_{p1n} é o n-ésimo cromossomo de um dos indivíduos “pai”; e c_{p2n} é o n-ésimo cromossomo do outro indivíduo “pai”.

Observa-se através das equações acima, que o cromossomo correspondente no segundo novo indivíduo formado é o complemento do respectivo cromossomo no primeiro indivíduo formado com o uso do operador reprodução. Este método levou a bons resultados em várias otimizações de sistemas propostos por Michalewicz [10]. Esse processo de combinação linear é realizado para todos os cromossomos do indivíduo, podendo o valor de β ser o mesmo na avaliação de cada cromossomo de um indivíduo “pai”, ou ser diferente para cada cromossomo a ser analisado. Esse método combina a informação dos dois indivíduos “pais” e escolhe valores de cromossomos entre aqueles definidos dentro dos limites estabelecidos para cada cromossomo dos indivíduos “pais”. No caso dos novos cromossomos originados na formação dos novos indivíduos extrapolarem os limites estabelecidos para cada cromossomo, estes serão descartados, mantendo-se, assim, os valores dos cromossomos dos indivíduos “pais” para este ponto do processo em análise.

3.5 Mutação

O objetivo do operador mutação é o de buscar novos pontos no espaço de procura a ser avaliado. Quando o cromossomo de um indivíduo é escolhido para mutação, uma escolha randômica é realizada para alguns dos cromossomos dos indivíduos da população de indivíduos em análise. O número de mutações a ocorrer depende da probabilidade de mutação, valor este definido como um parâmetro de entrada para o algoritmo. O operador mutação é introduzido no Algoritmo Genético para forçar o processo a explorar outras áreas da superfície da função custo. Nesse artigo técnico, o número de cromossomos a sofrer mutação na matriz indivíduos x cromossomos de uma dada população é escolhido tomando-se como base a escolha de dois números randômicos, o primeiro definindo a linha da matriz (seleção do indivíduo), e o segundo definindo qual cromossomo desse indivíduo sofrerá mutação. É relevante salientar que o número de vezes em que este operador atua dependerá da taxa de probabilidade de mutação especificada, a qual deve ser um valor muito pequeno, aqui considerado inferior a 1 %.

A técnica de mutação empregada neste trabalho foi a Mutação Uniforme [10]. A mutação uniforme consiste simplesmente em trocar o valor real do cromossomo por um valor aleatório gerado, que pertença ao espaço de busca em questão. Dado um indivíduo a ser mutado $S = (c_1, \dots, c_m, \dots, c_n)$, escolhido aleatoriamente, um dado cromossomo c_m , que assume valores dentro dos limites superior e inferior LC_{sup} e LC_{inf} , respectivamente, sofrerá mutação gerando um novo indivíduo $S' = (c_1, \dots, c'_m, \dots, c_n)$.

3.6 Elitismo

O elitismo é uma forma de preservar os melhores indivíduos e garantir que estes sejam propagados nas gerações posteriores, garantindo assim que seus cromossomos possam ser compartilhados em futuros indivíduos.

4.0 – SIMULAÇÕES DE DESPACHO ESTÁTICO DE UNIDADES TÉRMICAS CONSIDERANDO PONTO DE VÁLVULA E RESTRIÇÕES AMBIENTAIS COM O USO DE ALGORITMOS GENÉTICOS

Serão apresentados os resultados de dois estudos de despacho estático de unidades térmicas, considerando “Ponto de Válvula” e Restrições Ambientais. Foi usado um Algoritmo Genético com as características descritas na Seção 2. O estudo foi realizado com o uso de um processador DUAL CORE T4300 através do software MATLAB 2012 [6].

4.1 PDE com Ponto de Válvula para Três Unidades Geradoras

Esse estudo considera o Problema do Despacho Econômico (PDE) com três unidades geradoras, de forma a atender uma demanda de 850 MW, porém considerando o efeito do ponto de válvula de cada unidade geradora. A tabela 1 apresenta os dados do sistema.

Tabela 1 – Características do Sistema de Geração

Gerador	P_{inf} [MW]	P_{sup} [MW]	a	b	c	e	f
1	100	600	0,0016	7,92	561	300	0,0315
2	100	400	0,0019	7,85	310	200	0,042
3	50	200	0,0048	7,97	78	150	0,063

A alocação de potência das unidades geradoras para o custo mínimo é apresentada na tabela 2. A busca direcionada do Algoritmo Genético é apresentada na figura 2.

Tabela 2 – Resultados obtidos para as Unidades Geradoras

P_1 (MW)	P_2 (MW)	P_3 (MW)	Total (MW)
349,6381	399,9541	100,4078	850,0000

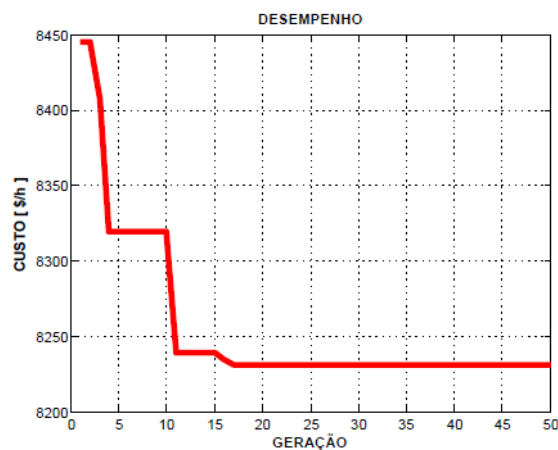


FIGURA 2 – Desempenho do Algoritmo Genético para o Estudo

4.2 PDEA sem Ponto de Válvula para Seis Unidades Geradoras

Esse estudo considera o Problema do Despacho Econômico Ambiental (PDEA) com seis unidades geradoras, porém sem ponto de válvula. As soluções foram geradas através da variação do parâmetro λ_1 , conforme descrito na equação 3, de acordo com a aplicação do método dos pesos. As características do sistema são apresentadas na tabela 3.

Tabela 3 – Características do Sistema de Geração

Gerador	P_{inf} [MW]	P_{sup} [MW]	Custo			Emissão		
			a	b	c	α	β	γ
1	10	125	0,1525	38,54	756,8	0,0042	0,3277	13,859
2	10	150	0,1059	46,159	451,33	0,0042	0,3277	13,859
3	35	225	0,028	40,397	1050	0,0068	-0,546	40,267
4	35	210	0,0355	38,306	1243,5	0,0068	-0,546	40,267
5	130	325	0,0211	36,328	1658,6	0,0046	-0,511	42,896
6	125	315	0,018	38,27	1356,7	0,0046	-0,511	42,896

Os valores correspondentes de custo e emissão são mostrados na tabela 4. A figura 3 apresenta o gráfico com as soluções eficientes geradas pelo Algoritmo Genético.

Tabela 4 – Conjunto de Soluções Eficientes para o Estudo

λ_1	Custo	Emissão
0	27.364,08	256,1501
0,1	27.049,34	264,0558
0,2	27.019,21	269,5775
0,3	27.017,14	271,4095
0,4	27.009,98	273,6903
0,5	27.009,70	276,3772
0,6	27.005,50	277,8493
0,7	27.004,36	279,1112
0,8	27.004,79	280,5674
0,9	27.004,79	281,8983
1,0	27.004,60	280,0146
0	27.364,08	256,1501

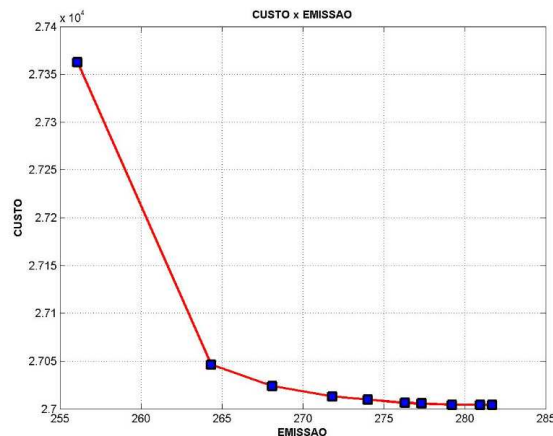


FIGURA 3 – Desempenho do Algoritmo Genético para o Estudo

Nos dois estudos considerados, o ajuste dos parâmetros de entrada para o processamento do Algoritmo Genético foi determinante na obtenção de soluções até então inexploradas no espaço de busca. A aplicação do Algoritmo Genético proposto na seção 3 apresentou resultados consistentes, sendo capaz de resolver as restrições do sistema, o que valida o seu uso para o problema multiobjetivo.

5.0 – CONCLUSÃO

Este artigo apresenta uma solução para o problema do despacho estático de unidades térmicas, considerando múltiplos combustíveis, o “Ponto de Válvula” e Restrições Ambientais. Foi apresentada uma abordagem baseada em métodos estocásticos para diferentes ocorrências de despacho econômico de energia elétrica, tendo sido analisado os resultados de dois estudos de despacho estático de unidades térmicas, considerando “Ponto de Válvula” e Restrições Ambientais. O primeiro estudo considerou um Problema de Despacho Econômico (PDE) para três unidades geradoras, de forma a atender uma demanda de 850 MW, porém considerando o efeito do ponto de válvula de cada unidade geradora. O segundo estudo considerou o Problema do Despacho Econômico

Ambiental (PDEA) com seis unidades geradoras, porém sem ponto de válvula.

Essencialmente, o Algoritmo Genético implementado tem um processo de seleção básico onde os indivíduos são ordenados pela sua Função Custo e a probabilidade de cada indivíduo é determinada somente pela sua posição no ordenamento, não sendo determinada pelo valor da sua Função Custo. Vale a pena ressaltar que as principais vantagens do Algoritmo Genético aqui proposto são: o bom resultado apresentado e a sua extrema facilidade de implementação, não requerendo algoritmos matemáticos complexos, constituindo uma ferramenta poderosa para uso em processos de otimização em sistemas de potência.

6.0 - REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- (1) Nátalli Macedo Rodrigues, “Um Algoritmo Cultural para problemas de Despacho de Energia Elétrica”, Mestrado em Ciências da Computação, Universidade Estadual de Maringá, 2007.
- (2) Leandro dos Santos Coelho, Viviana Cocco Mariani, “Otimização de Despacho Econômico com Ponto de Válvula Usando Estratégia Evolutiva e Método Quase-Newton”, Learning and Nonlinear Models - Revista da Sociedade Brasileira de Redes Neurais (SBRN), Vol. 4, No. 1, pp. -1-12, 2006.
- (3) H. T. Yang, P. C. Yang, and C.L. Huang, “Evolutionary programming based economic dispatch for units with non smooth fuel cost functions”, IEEE Trans. Power Syst., vol. 11, no. 1, pp. 112-118, 1996.
- (4) Daniel Cavalcanti Jeronymo, “Metaheurísticas Aplicadas ao Problema de Despacho Econômico de Energia Elétrica”, Tese de Mestrado em Engenharia Elétrica pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da UFPR, 2011.
- (5) D. C. Walters and G. B. Sheble, “Genetic algorithm solution of economic dispatch with valve point loading,” IEEE Trans. Power Syst., vol. 8, no. 3, pp. 1325-1332, 1993.
- (6) Nicholas Amadeus Pereira Guerra, “Otimização do Despacho Econômico de Energia Elétrica Via Algoritmos Genéticos”, Monografia de Conclusão de Curso, Escola Politécnica de Pernambuco – UPE, 2014.
- (7) B. H. Chowdhury e S. M. Rahman, “A review of recent advances in economic dispatch”, IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, vol. 5, no. 4, pp. 1248-1259, 1990.
- (8) A. C. P. Magalhães, “Modelo de Otimização para o Problema do Despacho Econômico, Dissertação de Mestrado em Matemática, Universidade do Porto – Portugal, 2012.
- (9) David E. Goldberg, “Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning”, Reading, Massachusetts, Addison Wesley, 1989.
- (10) Zbigniew Michalewicz, “Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs” - Third, Revised and Extended Edition”, Springer-Verlag, 1996.
- (11) A. Codeceira Neto, Eduardo Sodré e Lindberg Barbosa, “Otimização Multiobjetivo do Despacho Termelétrico Estático Utilizando Algoritmos Genéticos”, XXI SNPTTE – Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica, 2011.
- (12) A. Wright, “Genetic Algorithm for Real Parameter Optimization”, Department of Computer Science , University of Montana, Missoula , Montana 59812, 1991.
- (13) Randy L. Haupt and Sue Ellen Haupt, “Practical Genetic Algorithms” - John Wiley & Sons, Inc., Second Edition, 2004.

7.0 - DADOS BIOGRÁFICOS

Alcides Codeceira Neto possui MSc e PhD em Engenharia Mecânica pela Cranfield University - Inglaterra, é professor da Escola Politécnica de Pernambuco da UPE e Assessor do Departamento de Tecnologia e Desenvolvimento de Alternativas de Geração (DTG) da CHESF.

Eduardo de Aguiar Sodré possui D.Sc. em Engenharia Elétrica pela UFCG, é professor da Escola Politécnica de Pernambuco da UPE e Engenheiro da Divisão de Fontes Alternativas de Geração (DEFA) da CHESF.

Nicholas Guerra é graduado em Engenharia Eletrotécnica pela Escola Politécnica de Pernambuco da UPE, e é aluno do Mestrado Profissional em Tecnologia da Energia, da Escola Politécnica de Pernambuco da UPE.