



## INTELIGÊNCIA DE EXAME APLICADA NA OTIMIZAÇÃO DE SISTEMA DE ENERGIA

**Heictor Alves de Oliveira Costa<sup>1</sup>, Denis Carlos Lima Costa<sup>2</sup>, Ariane Cristina Fernandes Reis<sup>3</sup>, Fernando José Aguirre Ramos da Silva<sup>4</sup>, Huan F. Brasil Pinheiro<sup>5</sup>, Rosângela dos Santos Azevedo<sup>6</sup>, Lair Aguiar de Meneses<sup>7</sup>, Aguinaldo de Jesus Moraes Marques<sup>8</sup>**

<sup>1</sup>Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Pará – IFPA – GM<sup>2</sup>SC  
Ananindeua, Brasil (heictor.costa@itec.ufpa.br)

<sup>2</sup>Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Pará – IFPA – GM<sup>2</sup>SC  
Ananindeua, Brasil (denis.costa@ifpa.edu.br)

<sup>3</sup>Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Pará – IFPA – GM<sup>2</sup>SC  
Ananindeua, Brasil (arianecfr@gmail.com)

<sup>4</sup>Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Pará – IFPA – GM<sup>2</sup>SC  
Ananindeua, Brasil (aguirrefernando.ifpa@gmail.com)

<sup>5</sup>Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Pará – IFPA – GM<sup>2</sup>SC  
Ananindeua, Brasil (huanbrasil@gmail.com)

<sup>6</sup>Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Pará – IFPA – GM<sup>2</sup>SC  
Ananindeua, Brasil (992120536rosangela@gmail.com)

<sup>7</sup>Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Pará – IFPA – GM<sup>2</sup>SC  
Ananindeua, Brasil (lair.meneses@ifpa.edu.br)

<sup>8</sup>Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Pará – IFPA – GM<sup>2</sup>SC  
Ananindeua, Brasil (aguinaldoj2m@gmail.com)

**Resumo:** A progressiva evolução dos Sistemas Tecnológicos impulsiona a crescente necessidade por tomadas de decisão imediatas e seguras. Diante disso, este artigo preconiza a Otimização por Enxame de Partículas (*Particle Swarm Optimization - PSO*), como um mecanismo capaz de encontrar o melhor conjunto de soluções de modelos matemáticos relacionados aos Sistemas de Energia. A estratégia foi implementada em Linguagem MATLAB e comprovada mediante os dados do sistema elétrico de 14 barras.

**Palavras-chave:** Otimização; Exame de Partículas; Sistema de Energia; Potência Elétrica.

### INTRODUÇÃO

A Computação Bioinspirada está, cada vez mais, intrínseca em nossa realidade. Sistemas Inteligentes administrados por Redes Neurais Artificiais, Algoritmo Genético, Árvore de Decisão, entre outros, têm suas aplicações expandidas para inúmeras áreas da Ciência e Tecnologia, ampliando, desta maneira, as funcionalidades da Inteligência Artificial.

Costa et al (2016), por exemplo, apresentam um Sistema Integrado das Redes Elétrica e de Gás Natural, cuja segurança foi estimada pela estratégia de Árvore de Decisão.

Ainda sobre Costa et al (2016), os autores otimizaram o despacho seguro do Sistema Integrado de Redes, utilizando, para isso, o Algoritmo Genético.

Costa et al (2021a), usaram a interdisciplinaridade como critério para a otimização de Redes Elétrica e de Gás Natural, viabilizada pelo Algoritmo Genético.

Costa et al (2021b), apresentam o Cálculo Diferencial de Ordem Não-Inteira, combinado com a técnica de Árvore de Decisão, como ferramenta destinada ao gerenciamento de Redes Inteligentes.

Costa et al (2021c), em seu artigo, expõem uma metodologia que associa os mecanismos do Algoritmo Genético e o do Exame de Partículas, tendo como finalidade otimizar o Sistema Elétrico.

Costa et al (2022), aplicaram a técnica do Algoritmo Genético com o objetivo de reduzir a quantidade de poluentes provocada pela geração de energia elétrica em termoelétricas a gás natural.

Esse artigo visa, como principal propósito, a otimização de um Sistema Energia, empregando a metodologia Bioinspirada de Exame de Partículas, considerando que a função *fitness* é uma função de múltiplas variáveis que correlaciona, isocronicamente,



a Potência Ativa ( $P$ ), a Potência Reativa ( $Q$ ) e a Potência Aparente ( $P_{ap}$ ).

Para realização deste objetivo, a pesquisa se beneficiou da Modelagem Matemática-Computacional dissertada por Costa et al (2021c) implementada em Linguagem MATLAB de Computação.

## MATERIAL E MÉTODOS

O caso base, utilizado nesta pesquisa, refere-se ao Sistema de 14 barras do IEEE – *Institute of Electrical and Electronics Engineers*. A Figura 1 representa este sistema, que considera a barra 1 como barra de referência (PSTCA 1993).

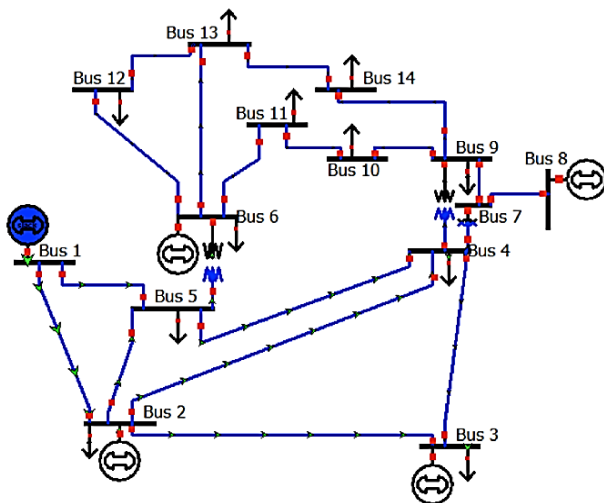


Figura 1. Rede Elétrica – Sistema de 14 barras.

Essa rede elétrica dispõe de um conjunto de Potências Elétricas que pode ser estimado mediante a aplicação da Equação (1)

$$P_{ap}(P, Q) = 16.76 + 12.97P + 8.676Q + 2.564P^2 - 0.2088PQ - 1.174P^3 - 2.325P^2Q \quad (1)$$

Sendo  $P_{ap}$  a Potência Aparente (MVA),  $P$  a Potência Ativa (MW) e  $Q$  a Potência Reativa (MVA).

A Equação (1) será aplicada, no algoritmo computacional, como função objetivo ou função *fitness*. A partir da incorporação das restrições do Sistema Elétrico de Potência, será possível encontrar os valores ótimos para o conjunto de Potências Elétricas.

Neste trabalho a *Particle Swarm Optimization* (PSO) ou Otimização por Enxame de Partículas (OEP) é a estratégia, Bioinspirada, implementada para a determinação das melhores Potências Elétricas.

A OEP é uma metodologia metaheurística de população cooperadora, elaborada com a finalidade de

simular o comportamento de espécies animais que executam tarefas em grupo, tendo como fundamentação o paradigma social retratado por J. Kennedy e R. Eberhart (1995).

Para Sanches et al (2012), a metaheurística é uma técnica inteligente que, mediante um conjunto de etapas definidas, é eficiente para lidar com problemas matemáticos de otimização. Essa magnífica ferramenta, lida de forma eficaz com informações aproximadas, e/ou imprecisas, tendo como objetivo, encontrar uma solução de qualidade para o problema investigado.

O fluxograma na Figura 2 ilustra como a OEP foi implementado neste trabalho.

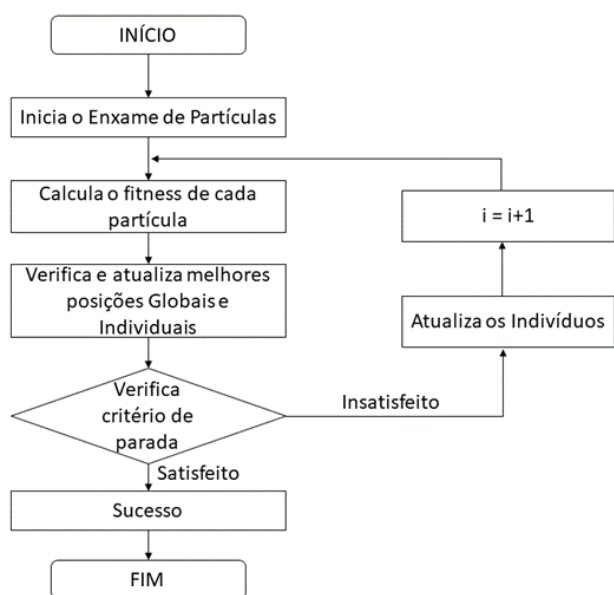


Figura 2. Funcionamento da Otimização do Exame de Partículas (Adaptado de Costa et al, 2021c).

A Figura 2 mostra a sequência de passos da OEP. As principais fases estão relacionadas a uma estrutura de repetição *for*, que termina assim que o critério de parada for alcançado.

Nesta pesquisa, a Inteligência Artificial (IA) foi treinada para interromper a estrutura de repetição quando o número de gerações, previamente estabelecido, for atendido. Desta forma, A IA será capaz de atuar em um intervalo de tempo mais previsível, uma vez que, depender da OEP para obter uma alta precisão no valor de *fitness* (aptidão) demandaria um intervalo de tempo impreciso para o processamento, e isso prejudicaria seu propósito de otimização do processo.

Os valores da Potência Ativa ( $P$ ), da Potência Reativa ( $Q$ ) e da Potência Aparente ( $P_{ap}$ ), evidenciados na Tabela 1, foram utilizados na modelagem da Equação (1). Esses valores são as partículas que compõem o



enxame, inserido no código-fonte, representado pela Figura 2.

Cada partícula representa um indivíduo na população e cada um tem um valor de coordenada em cada uma das dimensões no espaço de domínio.

Tabela 1. Valores das Potências Elétricas.

Barra	P(MW)	Q(MVA)	P <sub>ap</sub> (MVA)
01	19,68	56,67	59,99
02	30,10	22,52	37,59
03	20,09	0,27	20,09
04	39,41	6,13	39,88
05	32,24	6,23	32,84
06	17,76	4,72	18,38
07	-30,88	1,49	30,92
08	24,77	7,86	25,99
09	14,32	6,66	15,79
10	22,36	31,76	38,84
11	10,66	-0,26	10,66
12	8,12	1,98	8,36
13	19,42	5,38	20,15
14	-0,00	-2,07	2,07

Fonte: PSTCA, 1993.

Essas partículas são caracterizadas, na dimensão computacional, por múltiplas variáveis, tais como  $[a_1, a_2, \dots, a_n]$ . Isso permite que as partículas sejam interpretadas como vetores, sendo que, todo vetor de partícula deverá ser formatado por suas posições e velocidades relacionadas.

A população é iniciada como um aglomerado de partículas, uniformemente, distribuídas por todo o espaço de busca, com valores aleatórios dentro dos intervalos delimitados, conforme indica a Equação (2).

$$a_n x = \begin{bmatrix} x_{i,1} \\ x_{i,2} \\ \vdots \\ x_{i,m} \end{bmatrix}$$

$$v_{i+1} = wv_i + c_1 \cdot r_1 \cdot (p_i - x_i) + c_2 \cdot r_2 \cdot (g - x_i) \quad (2)$$

Sendo,  $a_n x$  espaço de busca da  $n$  – ésima partícula  $a$ , na posição  $x$ ;  $v_{i+1}$  é a velocidade de cada partícula, a cada nova iteração.

Outro relevante fator é o  $wv_i$ , denominado termo de inércia. Ele é o encarregado por manter a partícula na direção atual, sendo  $w$  o coeficiente responsável por definir a força deste elemento.

A expressão  $c_1 \cdot r_1 \cdot (p_i - x_i)$  é definida como o elemento cognitivo. Ele regula a prioridade da melhor posição da partícula. O  $r_1$  é uma quantidade randômica entre 0 e 1;  $c_1$  é o coeficiente do elemento cognitivo e  $p_i$  representa a melhor posição que a partícula  $a_i$  ocupou.

Há, também, o chamado termo social, estipulado por  $c_2 \cdot r_2 \cdot (g - x_i)$ . Ele exerce uma função oposta ao termo cognitivo. O termo social prioriza o melhor valor de posição encontrado pela população, em que  $r_2$  é um número aleatório entre 0 e 1,  $c_2$  o coeficiente do termo social e  $g$  caracteriza a melhor posição global do enxame.

Para cada velocidade atualizada da partícula, o algoritmo aplicará seu efeito na população. Desta forma, a posição de cada partícula será alterada de acordo com sua nova velocidade e trajetória. A posição  $x$  de uma partícula em cada iteração  $i$  é dada pela Equação (3).

$$x_{i+1} = x_i + v_{i+1} \quad (3)$$

Sendo assim, a posição de cada partícula é ajustada seguindo um movimento não uniforme, baseado na mecânica newtoniana, conforme a Expressão (4).

$$\begin{aligned} \min P_{ap}(P, Q) \\ P, Q \in \mathbb{R}^n \end{aligned} \quad (4)$$

Sujeito a

$$\begin{cases} E_i(P, Q) = 0 \\ I_i(P, Q) \geq 0 \end{cases}$$

Sendo  $E_i$  e  $I_i$  os vetores que contém o conjunto de restrições que as variáveis  $P$  e  $Q$  devem satisfazer.

## RESULTADOS E DISCUSSÃO

O Processo de Otimização significa determinar o melhor conjunto de resultados, considerando as restrições do fenômeno estudado. Inicialmente identificou-se o propósito primordial da análise, representado pela função objetivo, dada pela Equação (1). A seguir, foram detectas as restrições que as variáveis que modelam a função objetivo estão sujeitas.

Na execução da Otimização por Exame de Partículas, aplicada nesta pesquisa, foram incorporadas as seguintes restrições operacionais do Sistema Elétrico de 14 barras:

$$-30.88 \leq P \leq 39.41$$

$$-2.07 \leq Q \leq 56.67$$



Para melhor visualização da otimização, a Figura 3 apresenta o comportamento da função objetivo.

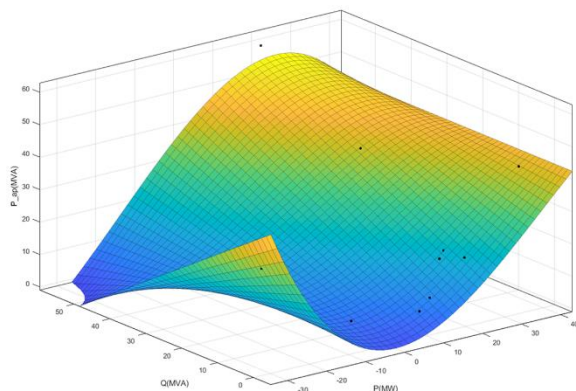


Figura 3. Representação gráfica da função objetivo.

Na execução da OEP foram utilizados os seguintes valores:

$$0.9 \leq w \leq 0.4$$

$$c_1 = 2.00$$

$$c_2 = 2.05$$

$$0.0 \leq r_1 \leq 1.0$$

$$0.0 \leq r_2 \leq 1.0$$

$$N_{\text{máx}} \text{ iterações} = 1000$$

$$N_{\text{partículas}} = 100$$

A Otimização por Enxame de Partículas – OEP (PSO – *Particle Swarm Optimization*), inspira-se no comportamento social das aves e dos peixes. Os indivíduos da população são representados por partículas no espaço de busca, as quais se movimentam com o objetivo de convergir para a posição de uma partícula ótima (Paiva).

As Figuras 4, 5 e 6 expõem o comportamento das partículas durante o processo de otimização.

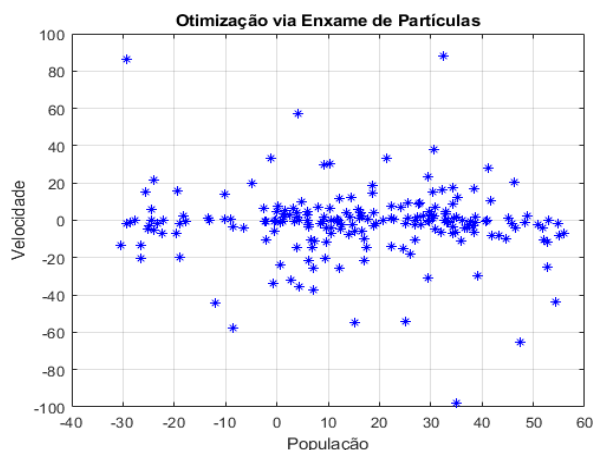


Figura 4. Movimento das partículas – Espaço I.

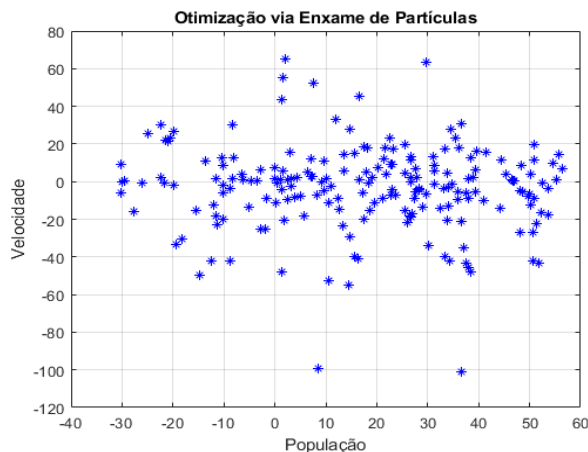


Figura 5. Movimento das partículas – Espaço II.

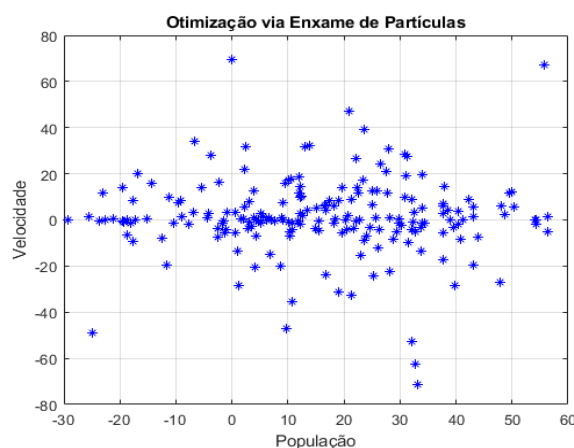


Figura 6. Movimento das partículas – Espaço III.

A Natureza é composta por incontáveis sistemas físicos que, frequentemente, tendem a convergir para um estado de energia mínima. A corrente elétrica, por exemplo, procura o caminho de menor resistência em seu percurso, a fim de minimizar as perdas com a dissipação térmica.

A Figura 7 apresenta a dinâmica da OEP na busca por minimizar a função objetivo (função *fitness*).

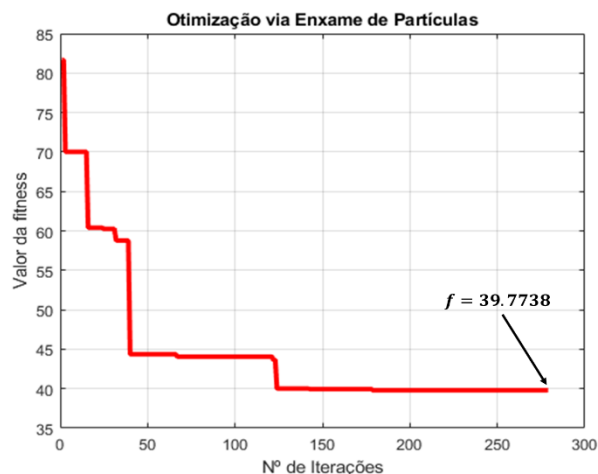


Figura 7. Decaimento da função *fitness*.





A solução ótima, encontrada pela Otimização por Enxame de Partículas, está representada na Tabela 2.

Tabela 2. Valores das Potências Elétricas.

Variáveis	Valor ótimo	Limite inferior	Limite superior
P (MW)	18.9650	-30.88	39.41
Q (MVA)	34.1170	-2.07	56.67
P <sub>ap</sub> (MVA)	39.7738	1.94	59.99

As variáveis independentes, analisadas no sistema de 14 barras, são a Potência Ativa (P) e a Potência Reativa (Q). Elas compõem a população de partículas do exame, cujas posições, no espaço de busca, podem ser vislumbradas na Figura 8.

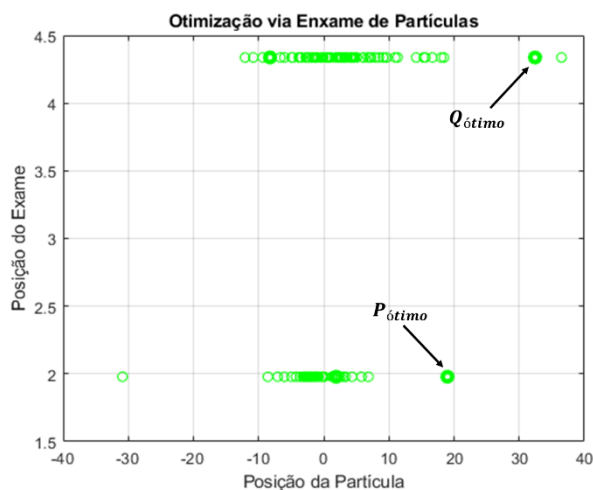


Figura 8. Variáveis no espaço de busca.

O gráfico, apresentado pela Figura 9, mostra o comportamento da função *fitness* (função objetivo), destacando o valor da solução ótima determinada pela OEP.

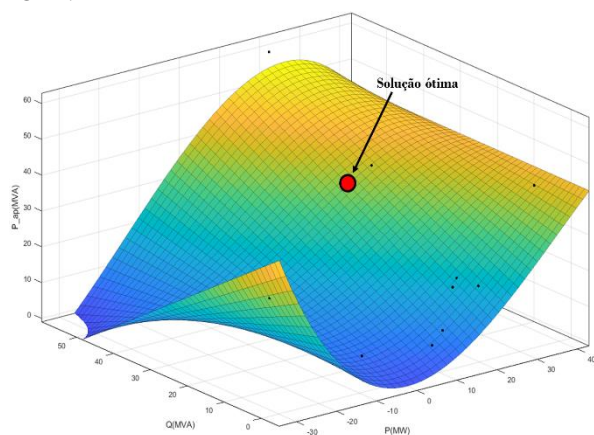


Figura 9. Representação gráfica da solução ótima.

## CONCLUSÃO

A busca pela melhor combinação entre eficácia e eficiência faz com que, intuitivamente, apliquemos a otimização em nossos processos. Essa intuição ocorre porque a Natureza está sempre otimizando sua evolução.

Na geração de energia, não poderia ser diferente. Inúmeros métodos de otimização são aplicados para melhorar nossos sistemas energéticos.

Este trabalho propôs a estratégia de Enxame de Partículas, pois trata-se de uma metodologia fundamentada nos aspectos naturais de espécies que vivem em grupo, com uma dinâmica social capaz de modelar o comportamento coletivo a partir das características globais.

Para isso, foram identificados a função objetivo, as variáveis de controle e as restrições operacionais de um sistema elétrico de 14 barras.

A partir dessas informações, aplicou-se a Otimização via Enxame de Partículas, que determinou o melhor conjunto para as variáveis Potência Elétrica Ativa e Potência Elétrica Reativa.

Esse conjunto solução ótima atende os limites operacionais da rede elétrica estudada, garantindo ao operador do sistema elétrico, uma redução de custo e confiabilidade na tomada de decisão.

Espera-se que, para futuros trabalhos, seja possível aplicar a Otimização via Enxame de Partículas em termoeletricas com o objetivo de reduzir a emissão de poluentes, mantendo a segurança no despacho elétrico

## AGRADECIMENTOS

Ao Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Pará – IFPA *Campus* Ananindeua, pela administração do Bacharelado em Ciência e Tecnologia desse *campus*. E ao grupo de pesquisa Gradiente de Modelagem Matemática e Simulação Computacional – GM<sup>2</sup>SC, pela gestão e motivação científica de Discentes e Docentes.

## REFERÊNCIAS

- COSTA, Denis C. L., NUNES, Marcus V.A., VIEIRA, João P.A. & BEZERRA, Ubiratan H. Decision tree-based security dispatch application in integrated electric power and natural-gas networks. *Electric Power Systems Research* 14. 442–449. 2016.
- COSTA, Heictor A. de O.; COSTA, Denis C. L.; MENESES, Lair A. de. Interdisciplinarity Applied to the Optimized Dispatch of Integrated Electricity and Natural Gas Networks using The tGenetic Algorithm. *Research, society and development, [s.*



L./, v. 10, n. 2, p. E42110212641, 2021. DOI: 10.33448/rsd-v10i2.12641. Disponível em: <https://rsdjournal.org/index.php/rsd/article/view/12641>. 2021.

COSTA, Heictor A. de O.; GOMES, L. L.; COSTA, Denis C. L.; ROCHA, E. M.; FRANCÊS, C. R.; ANDRADE, S. H. Fractional order differential calculus applied on decision making system to smart grid management via decision trees. Research, Society and Development, [S. l.], v. 10, n. 16, p. e38101623387, 2021. DOI: 10.33448/rsd-v10i16.23387. Disponível em: <https://rsdjournal.org/index.php/rsd/article/view/23387>. 2021.

COSTA, Heictor A. de O.; GOMES, L. L.; COSTA, Denis C. L. Genetic algorithm and particle swarm applied in electric system optimization. Research, Society and Development, [S. l.], v. 10, n. 10, p. e166101018871, 2021. DOI: 10.33448/rsd-v10i10.18871. Disponível em: <https://rsdjournal.org/index.php/rsd/article/view/18871>. 2021.

COSTA, Denis C. L.; MENESES, L. A. de; LIMA, M. L. V. de; COSTA, Heictor A. de O.; REIS, A. C. F.; PINHEIRO, H. F. B.; COSTA, E. F. da; SILVA, A. R. dos S. da; REIS, A. C. F.; RAIOL, F. M.; SANTOS, R. C. P. dos. Thermoelectric generation with reduced pollutants made possible by bio-inspired computing. Research, Society and Development, [S. l.], v. 11, n. 1, p. e7611124568, 2022. DOI: 10.33448/rsd-v11i1.24568. Disponível em: <https://rsdjournal.org/index.php/rsd/article/view/24568>. 2022.

KENNEDY, James and EBERHART, Russell. Particle swarm optimization. In: Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks, Perth, Western Australia, Perth, 1995. <https://www.doi.org/10.1109/ICNN.1995.488968>, 1995.

PAIVA, Fábio A. P. de. Otimização por enxame de partículas – Editora IFRN. Natal: IFRN. Disponível para download em: <http://memoria.ifrn.edu.br>. 2018.

PSTCA. Power Systems Test Case Archive. Available: <http://www.ee.washington.edu/research/ps-tca/>. 1993.

SANCHES, D. S.; MARQUES, R. A. C.; SILVA, M. Integrando relevantes aspectos de Algoritmos Multiobjetivo para treinamento do problema de restabelecimento de Energia em Sistemas de distribuição de grande porte. XIX Congresso Brasileiro de Automática, [S.l.], 2012.