

Análise de Métodos Computacionais de Otimização Aplicados ao Planejamento Energético a Longo Prazo: Um Estudo de Caso

Andressa Pereira Oliveira, Silvani Ramos de Oliveira, Luciana Martinez
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica
Universidade Federal da Bahia
Salvador, Brasil

Resumo— Este artigo apresenta a aplicação dos métodos de pontos interiores e do gradiente reduzido para o problema de otimização do planejamento da operação energética de sistemas hidrotérmicos de geração para usinas individualizadas. Os métodos propostos são aplicados no planejamento da operação de um parque gerador de energia elétrica com características próximas de um modelo real, constituído de uma usina térmica, uma usina hidroelétrica e com possibilidade de importação de energia de um sistema vizinho. Os resultados, obtidos com a implementação dos métodos dos pontos interiores e do gradiente reduzido, são comparados com os resultados obtidos através do toolbox *Optimtool* do MATLAB®, que utiliza métodos computacionais diversos para a solução de problemas de otimização.

Palavra Chaves— Planejamento Energético, Geração, Método dos Pontos Interiores, Gradiente Reduzido.

I. INTRODUÇÃO

No Brasil, a energia elétrica é gerada e transmitida através de sistema interligado entre todas as regiões do país. Tal sistema conta com diversas fontes geradoras, sendo as centrais hidrelétricas responsáveis por 62% da energia produzida, segundo dados apresentados em [1]. O restante da energia gerada provém do conjunto constituído por usinas do tipo biomassa, Pequenas Centrais Hidroelétricas (PCH), usinas eólicas e solares (16%), usinas térmicas (15%), nucleares (2%) e a capacidade de importação (5%).

Um sistema energético é um sistema constituído com a finalidade de prover a energia útil para diversos setores da sociedade. O seu adequado funcionamento exige que decisões sejam constantemente tomadas, tanto por setores individuais como institucionais da sociedade. De uma forma geral, o planejamento de um sistema energético é um processo contínuo ao longo do tempo, o qual engloba diferentes etapas e horizontes de planejamento, assim como constantes atualizações de dados e decisões. No caso de sistemas de potência, o planejamento envolve vários agentes de geração, transmissão e distribuição. Neste tipo de planejamento, são frequentes as realimentações e os ajustes entre os mecanismos de atuação a curto, médio e longo prazos [2], [3].

O planejamento da operação energética de um sistema de geração de energia elétrica busca determinar unidades geradoras e os respectivos níveis de geração que devem ser utilizados no atendimento à demanda de energia elétrica em cada intervalo de planejamento, de forma que o custo operativo associado ao uso dessas unidades seja minimizado e as restrições operativas relacionadas às unidades geradoras sejam levadas em consideração [4].

O planejamento da operação energética a longo prazo considera horizontes de 5 a 10 anos, sendo baseado em dados mensais. Em geral, o problema é formulado como um problema de otimização não linear e resolvido por algoritmos especializados, como é o caso da Programação Dinâmica Estocástica em suas diferentes abordagens, como a consideração de modelo equivalente [5], [6] e a Programação Dinâmica Estocástica Dual, baseada na decomposição de Benders,[7], [8] ou ainda as abordagens de otimização determinística baseada em previsões dos dados aleatórios [9], [10], [11], [12] ou mesmo o uso de algoritmos evolutivos [13].

O método de pontos interiores [14], [15] e o método do Gradiente Reduzido [16], [17] tem sido reconhecidos como ferramentas numéricas de grande potencial para resolver problemas de otimização não lineares, como é o caso do problema de planejamento energético.

Em [18], o método de pontos interiores primal-dual não linear é aplicado ao problema de planejamento energético, considerando-se usinas individualizadas. Em [19] o método dos pontos interiores é aplicado ao planejamento energético a curto prazo, com o objetivo de minimizar as perdas na transmissão e o custo na geração do sistema de potência hidroelétrico, formulado através do modelo de fluxo em rede. Em [20] os autores utilizam um modelo de controle preditivo, que faz o uso do método dos pontos interiores para solução do problema. Neste caso os resultados do planejamento energético são comparados através de estatísticas do custo da operação, gerações hidroelétrica e térmica e o armazenamento do reservatório.

Em [21], o problema de planejamento energético de sistemas hidrotérmicos com representação de usinas individualizadas, à médio prazo, é resolvido através da

implementação dos métodos Newton truncado e gradiente reduzido. O Newton truncado é um método de segunda ordem que calcula a direção iterativamente e possibilita explorar a estrutura tri-diagonal da matriz hessiana do problema. O gradiente reduzido foi aplicado neste caso para avaliação do avanço obtido por um método de segunda ordem em relação a um de primeira.

Em [22], um procedimento de otimização empregando o método do gradiente reduzido é adotado na minimização do custo de combustível e das perdas de transmissão de um sistema de energia. A solução baseia-se no cálculo dos gradientes de qualquer uma destas funções objetivos no que diz respeito às variáveis de controle. Em [23], o método do gradiente reduzido é aplicado em integração com um algoritmo genético melhorado para a resolução do problema de otimização de energia reativa em redes de energia. O método é implementado repetidamente no sistema IEEE 30-barras. Os resultados das simulações demonstraram que o algoritmo híbrido proposto pode obter um melhor perfil de tensão e menor perda de potência ativa simultaneamente dentro dos limites admissíveis.

Neste trabalho, os métodos dos pontos interiores e gradiente reduzido são implementados e aplicados para solucionar um problema referente ao planejamento de um parque fictício gerador de energia elétrica, com características próximas ao modelo real, sendo constituído de uma usina térmica, uma usina hidroelétrica e com possibilidade de importação de energia de um sistema vizinho. Os resultados obtidos pelos métodos dos pontos interiores e gradiente reduzido são comparados com os resultados encontrados através do *toolbox Optimtool* do MATLAB® na função *fmincon*, que soluciona problemas não lineares.

O trabalho está organizado como segue: Na seção II é apresentada uma breve introdução sobre as diferentes metodologias utilizadas na otimização do problema de planejamento energético a longo prazo; na seção III e IV são apresentados os métodos dos pontos interiores e gradiente reduzido, aqui utilizados na solução do problema; na seção V é apresentada a formulação do problema de planejamento para o parque gerador considerado; na seção VI são apresentados os resultados obtidos e na seção VII são apresentadas conclusões sobre o estudo realizado.

II. PLANEJAMENTO ENERGÉTICO A LONGO PRAZO

O planejamento energético a longo prazo de sistemas de geração de energia é um problema de otimização complexo. Devido à aleatoriedade associada aos dados de vazões afluentes às usinas hidroelétricas do sistema e ao mercado de energia a ser atendido, o problema é estocástico, com acoplamento temporal das decisões, não linear, devido a característica funções de produção hidráulica das usinas e custo de produção do sistema. No caso particular do sistema brasileiro, composto por grandes bacias interligadas e grande número de reservatórios de capacidade de regularização plurianual, esta complexidade é acentuada.

A Programação Dinâmica Estocástica (PDE) [24] por várias décadas vem sendo amplamente aplicada na solução de problemas de planejamento energético da operação de sistemas

hidroelétricos de geração. Sua aplicabilidade é atribuída à facilidade com que esta abordagem incorpora em sua formulação aspectos estocásticos e não lineares do problema. A PDE decompõe problemas complexos em uma série de problemas que são resolvidos recursivamente, sob a hipótese de que o custo funcional de cada estágio satisfaz a condição de separabilidade. No entanto, sua limitação é associada ao esforço computacional exigido por esta abordagem, o qual cresce exponencialmente com o número de variáveis de estado do problema. No planejamento energético, a dimensionalidade associada à PDE pode tornar o problema intratável, mesmo para um pequeno número de usinas hidroelétricas [4].

A otimização determinística surge como uma alternativa à PDE na otimização da operação a longo prazo de sistemas hidrotérmicos de geração, a qual é baseada na hipótese de afluências determinísticas [9], [10], [11], [25]. Na otimização determinística, a representação das usinas hidroelétricas do sistema pode ser feita detalhadamente, considerando individualmente características não lineares de produção e restrições operacionais. Assim, este tipo de metodologia pode ser aplicada, sem simplificações, a sistemas constituídos por múltiplas usinas hidroelétricas.

Em relação às abordagens estocástica e determinística em [26], estudos realizados com dados do sistema elétrico brasileiro em sistemas constituídos de reservatórios únicos, mostraram que a política baseada em otimização determinística apresenta solução muito próxima da abordagem de PDE, com a vantagem de manter maiores níveis de armazenamento no sistema. No entanto, o estudo realizado foi restrito ao período de operação de apenas 12 meses. Em [4] os autores apresentaram uma comparação entre a abordagem determinística e a PDE, ambas baseadas no modelo periódico auto-regressivo de ordem 1 para o planejamento da operação de usinas hidroelétricas do sistema brasileiro. Os resultados mostraram desempenho similar das duas abordagens. Ainda para o sistema brasileiro, diferentes conclusões foram apresentadas em [27].

III. MÉTODO DOS PONTOS INTERIORES

O Método dos Pontos Interiores (MPI) é um método de otimização que vem sendo muito aplicado na solução de problemas de programação linear e não linear, sendo considerado como um dos mais poderosos métodos em problemas de grande porte, em especial em programação não linear [15].

Proposto inicialmente para problemas lineares por Frisch [28], o método foi exaustivamente estudado por Fiacco e McCormick [29] sendo que no final dos anos 90, uma nova geração de métodos e *software* emergiu e, com isso, o MPI para a programação não linear [15].

A teoria do MPI não linear tem como base:

- O Método de Barreiras, afim de tratar problemas de otimização não lineares com restrições de desigualdades como problemas com restrições de igualdade;
- As condições de otimalidade de Karush-Kuhn-Tucker (KKT), aplicadas ao problema de otimização, considerando-se a função Lagrangeana associada ao mesmo;

- A solução de um sistema de equações não lineares referentes às condições de otimalidade do problema.

Neste trabalho, o método de Newton é utilizado na solução do sistema de equações não lineares referentes às condições de otimalidade do problema.

A fim de apresentar a forma geral do MPI, seja um problema geral de otimização não linear restrito, representado da forma:

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} f(x) \quad (1)$$

$$\text{sujeito a } \begin{cases} C_I(x) = 0, \\ C_D(x) \geq 0. \end{cases}$$

sendo,

f representando a função objetivo;

$C_I \in \mathbb{R}^m$ representa o vetor de restrições de igualdade;

$C_D \in \mathbb{R}^p$ representa o vetor de restrições desigualdades;

$x \in \mathbb{R}^n$ representa a variável do problema.

O problema (1) pode ser reescrito da forma:

$$\min_{x,s} f(x) \quad (2a)$$

$$\text{sujeito a } \begin{cases} C_I(x) = 0, \end{cases} \quad (2b)$$

$$\begin{cases} C_D(x) - s = 0, \\ s \geq 0 \end{cases} \quad (2c)$$

$$s \geq 0 \quad (2d)$$

$s \in \mathbb{R}^p$ é o vetor das variáveis de folga.

A fim de tratar o problema não linear e apenas restrições de igualdade, o Método de Barreiras é considerado no tratamento das variáveis de folga $s \in \mathbb{R}^p$:

$$\min_{x,s} f(x) - \mu \sum_{i=1}^p \log s_i \quad (3a)$$

$$\text{sujeito a } \begin{cases} C_I(x) = 0, \end{cases} \quad (3b)$$

$$C_D(x) - s = 0. \quad (3c)$$

As condições de Karush-Kuhn-Tucker para o problema (3) são representadas em (4):

$$\nabla f(x) - A_I^T(x)l - A_D^T(x)z = 0 \quad (4a)$$

$$Sz - \mu e = 0, \quad (4b)$$

$$C_I(x) = 0 \quad (4c)$$

$$C_D(x) - s = 0. \quad (4d)$$

Em que $A_I(x)$ e $A_D(x)$ são as matrizes Jacobianas das restrições de igualdade e desigualdade, respectivamente, os vetores $l \in \mathbb{R}^m$ e $z \in \mathbb{R}^p$ são os vetores multiplicadores de Lagrange associados às restrições do problema. $S \in \mathbb{R}^{p \times p}$ e $Z \in \mathbb{R}^{p \times p}$ são as matrizes diagonais formadas pelos vetores de s e z , respectivamente, sendo $e = (1, 1, \dots, 1)^T$.

Aplicando o método de Newton para o sistema não linear (4), considerando-se as variáveis x, s, l e z , tem-se (5).

Em que o $\mathcal{L}$ é a função Lagrangeana associada ao problema (3), representada por (6).

O sistema (5), resolvido com base no método de Newton, é chamado de sistema primal-dual. De acordo com o método de Newton, uma vez determinado o passo $p = (p_x, p_s, p_l, p_z)$, o vetor solução (x^+, s^+, l^+, z^+) é atualizado como apresentado em (7) [15]:

$$\begin{bmatrix} \nabla_{xx}^2 \mathcal{L} & 0 & -A_I^T(x) & -A_D^T(x) \\ 0 & Z & 0 & S \\ A_I(x) & 0 & 0 & 0 \\ A_D(x) & -I & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_x \\ p_s \\ p_l \\ p_z \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} \nabla f(x) - A_I^T(x)l - A_D^T(x)z \\ Sz - \mu e \\ C_I(x) \\ C_D(x) - s \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\mathcal{L}(x, s, l, z) = f(x) - \mu \sum_{i=1}^p \log s_i - l^T C_I(x) - z^T (C_D(x) - s). \quad (6)$$

$$x^+ = x + \alpha_s^{max} p_x, \quad s^+ = s + \alpha_s^{max} p_s, \quad (7a)$$

$$y^+ = y + \alpha_z^{max} p_l, \quad z^+ = z + \alpha_z^{max} p_z, \quad (7b)$$

onde,

$$\alpha_s^{max} = \max\{\alpha \in (0, 1] : s + \alpha p_s \geq (1 - \tau)s\}, \quad (7c)$$

$$\alpha_z^{max} = \max\{\alpha \in (0, 1] : z + \alpha p_z \geq (1 - \tau)z\}. \quad (7d)$$

Com $\tau \in (0, 1)$. Um valor típico de τ é 0,995. A condições (7c) e (7d) evitam a rápida aproximação das variáveis s e z do limite de zero [15].

No problema apresentado em (3), o parâmetro de barreira (μ_k) é considerado fixo a cada iteração k , até que as condições de KKT sejam satisfeitas para alguma tolerância determinada. A atualização do parâmetro de barreira a cada iteração é feita de acordo com (8):

$$\mu_{k+1} = \sigma_k \mu_k, \text{ com } \sigma_k \in (0, 1). \quad (8)$$

O processo iterativo apresentado fornece a base do método dos pontos interiores. Várias modificações são propostas a fim de lidar com a não-linearidade e a não-convexidade, como pode ser visto em [15]. Didaticamente, o método dos pontos interiores pode ser esquematizado conforme apresenta o fluxograma da Figura 1.

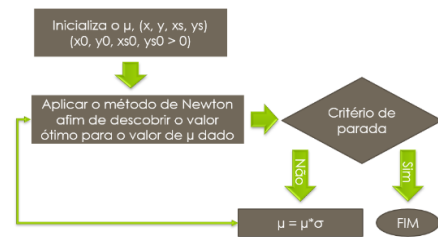


Figura 1: Representação gráfica resumida para o MPI.

IV. MÉTODO DO GRADIENTE REDUZIDO

O método do Gradiente Reduzido (GR) foi desenvolvido por [30] para resolver um problema de programação não-linear com restrições lineares. O método tem como base a redução do problema em dimensões menores através da representação de todas as variáveis em termos de um subconjunto de variáveis básicas e não-básicas [16], [17].

Considerando o seguinte problema:

$$\begin{aligned} \min f(x) \\ \text{sujeito a: } \begin{cases} Ax = b \\ x \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (9)$$

Sendo que f representa a função objetivo do problema não linear, $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ a matriz de restrições lineares, sendo o vetor independente $b \in \mathbb{R}^m$ e $x \in \mathbb{R}^n$ o vetor de variáveis.

Assumindo que as colunas n da matriz A são linearmente independentes e cada solução que satisfaz as restrições tem m variáveis estritamente positivas, toda solução viável terá no máximo $n - m$ variáveis de valor zero. Dado um vetor x satisfazendo as restrições, A pode ser decomposta em $[B, N]$, sendo B denominada matriz básica e N matriz não básica e x^T em $[x_B^T, x_N^T]$, onde x_B é composto pelas variáveis básicas (dependentes) e x_N por não-básicas (independentes). Assim, o problema (9) pode ser escrito como (10):

$$\begin{aligned} \min f(x_B^T, x_N^T) \\ \text{sujeito a: } \begin{cases} Bx_B^T + Nx_N^T = b \\ x_B^T \geq 0; x_N^T \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (10)$$

Sendo $\nabla f(x)^T$ o gradiente de f , a direção $d \in \mathbb{R}^n$ é a direção factível de descida de f em x se [17]:

$$\begin{aligned} \nabla f(x)^T d < 0 \\ Ad = 0 \end{aligned} \quad (11)$$

Com as condições (11) satisfeitas e decompondo-se a direção $d^T = [d_B^T, d_N^T]$, tem-se:

$$\begin{aligned} Bd_B + Nd_N = 0 \\ d_B = -B^{-1}Nd_N \end{aligned} \quad (12)$$

A ideia do método de gradiente reduzido é considerar, em cada iteração, o problema apenas em função das variáveis independentes. Assim, o gradiente reduzido nestes termos é da forma apresentada em (13):

$$r^T = \nabla_N f(x)^T - \nabla_B f(x)^T B^{-1}N \quad (13)$$

Para cada componente não básica j , tem-se:

$$d_j = \begin{cases} -r_j, & \text{se } r_j \leq 0 \\ -x_j r_j, & \text{se } r_j > 0 \end{cases} \quad (14)$$

O procedimento iterativo busca uma direção viável de acordo com (14). O algoritmo converge para um ponto que satisfaz as condições de otimalidade de KKT, isto ocorre quando $d = 0$ [17].

V. APLICAÇÃO

Neste trabalho, o MPI e o GR são propostos como métodos de otimização para o problema de planejamento energético. Os métodos sugeridos foram implementados e aplicados para solucionar um que apresenta formulação e comportamento muito próximos do caso real do problema do

planejamento energético de um sistema hidrotérmico de geração para usinas individualizadas.

O sistema utilizado refere-se a um parque gerador de energia elétrica fictício, constituído de uma usina térmica, uma usina hidroelétrica e com a possibilidade de importação de energia de um sistema vizinho, formulado como o seguinte problema de programação não linear:

$$\min \sum_{t=1}^T \{\psi(g^t) + p^t \cdot i^t\} - w \cdot v(x^{T+1}) \quad (15)$$

Sujeito a:

$$h^t + g^t + i^t = d^t; t = 1, 2, \dots, T \quad (16)$$

$$h^t = f(x^t, u^t) \quad (17)$$

$$x^{t+1} = x^t + \gamma \cdot (y^t - u^t) \quad (18)$$

$$p^t = a + b i^t \quad (19)$$

$$\underline{u} \leq u^t \leq \bar{u} \quad (20)$$

$$0 \leq g^t \leq \bar{g} \quad (21)$$

$$0 \leq i^t \leq \bar{i} \quad (22)$$

$$x^1 \text{ dado} \quad (23)$$

em que,

γ : 2,592 fator de conversão (m^3/s) em [$10^6/\text{mês}$];

T : número de períodos (intervalos) de tempo;

g^t : geração térmica no período t , [MW médio];

ψ : função custo de geração térmica.

i^t : intercâmbio recebido no período t [MW médio];

p^t : tarifa de intercâmbio função do intercâmbio;

d^t : demanda de carga no período t [MW médio];

h^t : geração hidráulica no período t [MW médio];

f : função de produção hidráulica;

x^t : volume do reservatório no início do período t , [10^6 m^3];

y^t : vazão afluente ao reservatório no período t [m^3/s];

u^t : vazão turbinada pela hidroelétrica no período t [m^3/s];

$\bar{u}$: limite máximo de turbinagem;

$\underline{u}$: limite mínimo de turbinagem;

$\bar{g}$: capacidade da térmica [MW médio];

$\bar{i}$: capacidade máxima de intercâmbio [MW médio];

w : fator de penalização;

v : função de benefício futuro da água;

Os seguintes dados e funções foram consideradas, de acordo com [31]:

Dados de geração térmica:

$$\psi(g^t) = 0,02 \cdot g^{t^2}; \bar{g}^t = 1000 \text{ MWmédio.}$$

Dados de intercâmbio de energia:

$$p^t = a + b \cdot i^t; a = 10; b = 0,04;$$

$$\bar{i}^t = 500 \text{ MWmédio.}$$

Dados de geração hidráulica:

$$h^t = f(x^t, u^t) = (k \cdot u^t - 0,66 \cdot 10^{-4} \cdot u^{t^2});$$

$$k = 0,85 + 0,25 \cdot 10^{-4} \cdot x^t;$$

$$v(x^{T+1}) = 20 \cdot x^{T+1} - 0,66 \cdot 10^{-3} (x^{T+1})^2$$

$$\underline{u}^t = 200 \frac{\text{m}^3}{\text{s}}; \bar{u}^t = 1500 \frac{\text{m}^3}{\text{s}}; w = 1;$$

$$x^1 = 6000 (10^6 \text{ m}^3/\text{s}).$$

Os dados de vazão afluente y^t e demanda d^t de energia considerados são apresentados na Tabela 1, para o horizonte de otimização de 12 meses.

VI. RESULTADOS E DISCUSSÃO

A implementação do MPI e GR para a solução do problema (15)-(23) foi realizada utilizando-se o *software* MATLAB®, em computador com processador Intel Core i5-2450 M, 2,50 GHz, 64 Bits. A tolerância no critério de parada utilizada para o MPI e GR foi 10^{-4} .

Para análise do comportamento dos métodos, 3 cenários foram considerados utilizando a Tabela 1, a saber:

(C1) Dados de vazão afluente e demanda de energia tal como apresentados na Tabela 1;

(C2) Dados de vazão afluente tal como apresentados na Tabela 1 e demanda de energia em 80% do valor considerado na tabela.

(C3) Dados de demanda de energia tal como apresentados na Tabela 1 e vazão afluente em 80% do valor considerado na tabela.

Tabela 1- Vazão afluente ao reservatório e demanda de carga em cada t.

Tempo t	Afluência em t - y^t (m³/s)	Demanda em t - d^t (MW médio)
1	762	1850
2	882	1880
3	708	2010
4	774	1980
5	949	1920
6	945	1860
7	819	1790
8	1050	1750
9	1376	1740
10	1066	1780
11	853	1820
12	926	1880

A ideia de se variar os dados de demanda e vazão afluente é analisar se os métodos considerados tendem a ter comportamento semelhante em cenários variados.

As Tabelas 2, 3 e 4 relacionam os métodos implementados (MPI e GR) e o *toolbox Optimtool* do MATLAB®, em cada um dos cenários, comparando-os através do número de iterações, valor da função objetivo e o custo computacional.

Tabela 2: Resultados obtidos para o cenário (1).

Método	No. de iterações	Fç. Objetivo	Custo Computacional
MPI	63	84300	228,31 s
GR	923	85565	2,55 s
Toolbox	2	116333	2 s

Tabela 3: Resultados obtidos para o cenário (2).

Método	No. de iterações	Fç. Objetivo	Custo Computacional
MPI	69	-33424	252,94
GR	830	-32420	2,72 s
Toolbox	1	32853	1 s

Tabela 4: Resultados obtidos para o cenário (3).

Método	No. de iterações	Fç. Objetivo	Custo Computacional
MPI	60	152710	216,91 s
GR	1068	153714	2,67 s
Toolbox	4	108749	2 s

As Figuras 2 a 9 apresentam, respectivamente, os valores da geração térmica, volume do reservatório, vazão turbinada

pela hidroelétrica e intercâmbio de energia em cada período t para todos os 3 cenários analisados (C1, C2 e C3) obtidos pelo MPI e GR para o problema (15) – (23).

VII. CONCLUSÃO

Neste trabalho o método dos pontos interiores e do gradiente reduzido foram propostos como ferramentas de otimização para o problema de planejamento da operação de um sistema particular de geração de energia elétrica. As soluções obtidas pelos métodos apresentaram comportamento muito próximo, em termos de volume de reservatório e gerações de energia.

Nota-se que o tempo computacional associado ao MPI é, em média, 100 vezes maior do que aqueles verificados nos métodos de GR e MPI do *toolbox*. Vale ressaltar que, estratégias para melhorar a eficiência do MPI em relação ao tempo computacional estão sendo investigadas pelos autores, como a redução da dimensão da matriz associada ao sistema não linear do MPI e alternativas à utilização da função *subs* pré-definida pelo MATLAB® (função que substitui uma variável por um número), uma vez que, conforme comprovado, a utilização desta função aumenta o tempo computacional de execução do método consideravelmente.

As diferenças verificadas, nos diferentes cenários, se deram em termos de melhora na função objetivo e quantidade de iterações, para os métodos implementados.

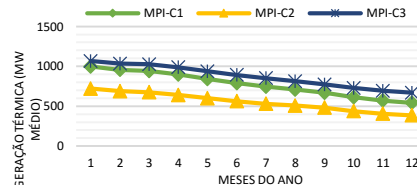


Figura 2 – Geração térmica obtida pelo MPI.

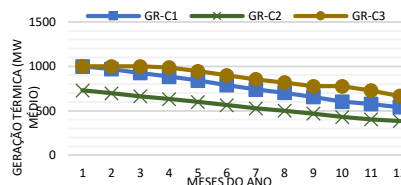


Figura 3 – Geração térmica obtida pelo GR.

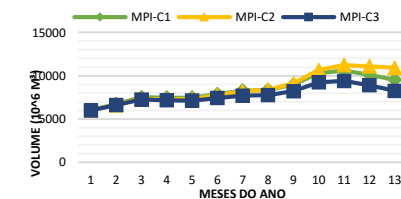


Figura 4 – Volume do reservatório obtida pelo MPI.

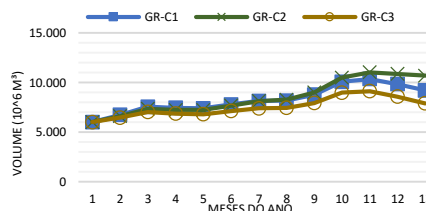


Figura 5 – Volume do reservatório obtida GR.

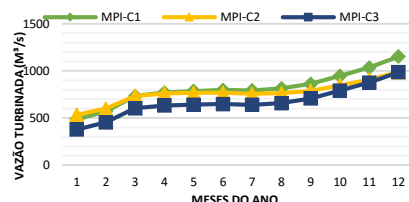


Figura 6 – Vazão turbinada obtida pelo MPI.

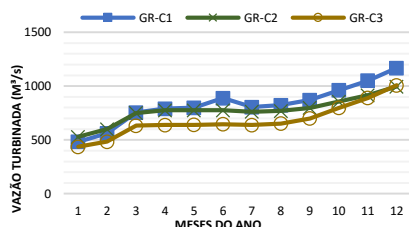


Figura 7 – Vazão turbinada obtida pelo GR.

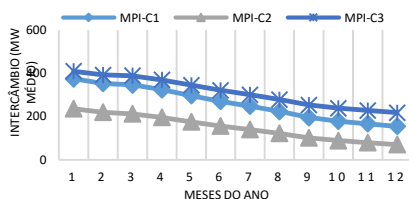


Figura 8 – Intercâmbio de energia obtido pelo MPI.

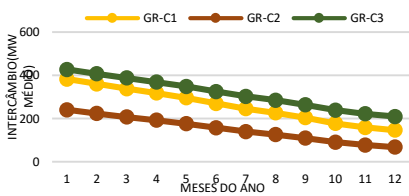


Figura 9 – Intercâmbio de energia obtido pelo GR.

REFERÊNCIAS

- [1] MME - Ministério de Minas e Energia. (2015). Plano Decenal de Expansão de Energia 2024.
- [2] Bajay, S.(1989). Planejamento energético: necessidade, objetivo e metodologia, Revista Brasileira de Energia, 1(1): pp. 1-6.
- [3] Bajay, S. (1989a). Planejamento energético regional: a experiência paulista à luz de práticas que a inspiram no exterior, FINEP/UNESCO, Montevideo.
- [4] Martinez, L. e Soares, S. (2001). Comparisons between partial open-loop and closed-loop feed-back control policies in long term hydrothermal scheduling, IEEE Transaction on Power Systems, 17(2): pp. 330-336.
- [5] Arvanitidis, N. V. e Rosing, J., Composite representation of multireservoir hydroelectric power system, IEEE Transaction on Power Apparatus and Systems, PAS89(2): pp. 319-326, 1970.
- [6] Cruz Jr., G. e Soares, S., Non-Uniform composite representation of hydroelectric systems for long-term hydrothermal scheduling, IEEE Transactions on Power Systems, 11(2): pp. 701-707, 1996.
- [7] Pereira, M. V e Pinto, L. M. V. G., Optimal stochastic operation scheduling of large hydroelectric systems, International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 11(3): pp. 237-279, 1985.
- [8] Braga Jr., B. P. F., Yeh, W. W. – G., Becker, L. e Barros, M. T. L., Stochastic optimization of multiple-reservoir-system operation, Journal of Water Resources Planning and Management, 117(4): pp. 471-481, 1991.
- [9] Rosenthal, R. (1981). A nonlinear networks flow algorithm for maximization of benefits in a hydroelectric power system, Operation Research, 29(4): pp. 763–786.
- [10] Lyra, C. (1984). Contribuição ao planejamento da produção de energia em sistemas de potência, Tese de Doutorado, FEEC-Unicamp, Campinas.
- [11] Soares, S. e Carneiro, A. A. F. M. (1991). Optimal operation of reservoirs for electric generation, IEEE Transactions on Power Delivery, 6(3): pp. 1101–1107.
- [12] Mantawy, A., Soliman, S. e El-Hawary, M. (2003). The long-term hydro-scheduling problem – a new algorithm, Electric Power Systems Research, 64(1): pp. 67-72.
- [13] Gil, E., Bustos, J. e Rudnick, H. (2003). Short-term hydrothermal generation scheduling model using a genetic algorithm, IEEE Transactions on Power Systems, 18(4): pp. 1256-1264.
- [14] Wright, S. (1997). Primal-dual interior-point methods, Society for Industrial and applied Mathematics – SIAM, Philadelphia.
- [15] Nocedal, J. e Wright, S. (2006). Numerical Optimization, Springer, USA.
- [16] Luenberger, D.G. (2003). Linear and Nonlinear Programming. Springer US, Second Edition, 2003.
- [17] Bazaraa, M. S., Sherali, H. D. e Shetty, C. M. (1993). Nonlinear Programming: Theory and Algorithms. Wiley, Second Edition.
- [18] Simba, J. C. C. (1998). Planejamento a médio prazo da operação energética de sistemas hidrotérmicos interconectados usando técnicas de pontos interiores, Dissertação de Mestrado, COPPE/UFRJ.
- [19] Carvalho, L. M. R.; Oliveira, A. R. L. (2009). Primal-Dual Interior Point Method Applied to the Short Term Hydroelectric scheduling Including a perturbing Parameter, IEEE Latin America Transactions, vol. 7, pp. 533-538.
- [20] Zambelli, M., Martins, L. e Soares, S. (2013). Model predictive control applied to the long-term hydrothermal scheduling of the brazilian power system, Power Tech, pp. 1-6.
- [21] Oliveira, G. G. (1993). Otimização de Operação Energética de Sistemas hidrotérmicos com representação Individualizada das Usinas e Afluentes Determinísticas. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade Estadual de Campinas, Campinas - SP
- [22] Mukherjee, P. K. e Dhar, R. N. (1974). Optimal Load-flow Solution by Reduced Gradient Method, Electrical Engineers, Proceedings of the Institution of (Volume:121, Issue: 6), pp. 481 - 487.
- [23] Dongmei, Z., Pei, W. e Xu, Z. (2014). Reactive Power Optimization by Genetic Algorithm Integrated with Reduced Gradient Method, IEEE Workshop on Advanced Research and Technology in Industry Applications (WARTIA), pp. 839 - 841.
- [24] Bellman, R., Dynamic programming, Princeton University Press, Princeton – N. J., 1962.
- [25] Azevedo, A. T., L., O. A. R. e Soares, S. (2009). Interior point method for long-term generation scheduling of large-scale hydrothermal systems, Journal Annals of Operations Research, 169: pp. 55–80.
- [26] Silva, S. C. P. (1999). Comparação entre as soluções de malha fechada e semi-aberta para a otimização da operação de sistemas de produção de energia elétrica, Dissertação de Mestrado, Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação, USP-São Carlos.
- [27] Araripe, N. T., Cotia, C. B., Pereira, M. V. e Kelman, J. (1985). Comparison of stochastic and deterministic approaches in hydrothermal generation scheduling, IFAC Electric Energy Systems, pp. 201-206.
- [28] Frisch, K. (1955). The logarithmic potential method of convex programming, University Institute of Economics, Oslo.
- [29] Fiacco, A. e McCormick, G. (1968). Nonlinear programming: sequential unconstrained minimization techniques, Jonh Wiley Sons, Inc.
- [30] Wolfe, P. (1963). Methods of Nonlinear Programming, Recent Advances in Mathematical Programming.
- [31] Martinez, L. (1996). Solução de Problemas de Otimização através de Redes Neurais Multi-Camadas Recorrentes. Dissertação (Mestrado em Ciências de Computação e Matemática Computacional) - Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação, São Carlos-SP.
- [32] Martins, L. S. A. (2009). Método de pontos interiores não-linear para otimização determinística a usinas individualizadas do planejamento da operação energética do sistema interligado nacional com restrições de intercâmbio entre subsistemas, Tese de Doutorado, FEEC-Unicamp, Campinas-SP.