

---

# RESOLVENDO PROBLEMAS DE FLUXO DE POTÊNCIA ÓTIMO DC ATRAVÉS DE UMA REDE DE HOPFIELD MODIFICADA

**Ivan N. da Silva**

USP/EESC/SEL  
CP 359, CEP 13566-590  
São Carlos - SP

**Leonardo Nepomuceno**

UNESP / FE / DEE  
CP 473, CEP 17033-360  
Bauru – SP

**Thiago M. Bastos**

UNESP / FE / DEE  
CP 473, CEP 17033-360  
Bauru – SP

---

## ABSTRACT

Problems involving DC Optimal Power Flow have been solved by several neural approaches proposed in the literature. The approaches based on Hopfield models are those more used for mapping these types of problems. However, most of these models ignore the transmission system, which leave of taking into account important active power constraints. This fact can lead to solutions obtained by the networks to improper dispatch policies. Moreover, problems involving convergence speed and difficulty of guaranteeing feasible solutions are also found in some approaches. This paper presents a modified Hopfield network to solve DC Optimal Power Flow in an efficient way. The transmission system in this model is represented by linear load flow equations and constraints on active power flows. The internal parameters of the modified Hopfield network are computed using the valid-subspace technique, which guarantees the obtainment of feasible solutions (equilibrium points) by the developed network. Simulation results and a sensitive analysis involving *IEEE* test systems are presented to illustrate the efficiency of the proposed approach.

**KEYWORDS:** DC optimal power flow, artificial neural networks, systems optimization, Hopfield networks, power systems.

## RESUMO

Inúmeras abordagens neurais têm sido propostas na literatura para resolver problemas de Fluxo de Potência Ótimo DC. Mais especificamente, a rede de Hopfield é o modelo de rede mais utilizado nesses tipos de problemas. A maioria destes modelos, entretanto, ignora o sistema de transmissão. Tal simplificação deixa de considerar importantes restrições de potência ativa, podendo conduzir a cálculos equivocados de despacho. Outras desvantagens encontradas até então dizem respeito a problemas de velocidade, e também à dificuldade de se garantir a factibilidade das soluções. Este artigo discute a aplicação de uma rede de Hopfield modificada para resolver eficientemente problemas de Fluxo de Potência Ótimo DC. O sistema de transmissão neste caso é representado através de equações de fluxo de carga lineares e de restrições no fluxo de potência ativa. Os parâmetros internos da rede de Hopfield modificada apresentada neste artigo são computados através da técnica de subespaço-válido de soluções, o qual garante que as soluções encontradas pela rede (pontos de equilíbrio) sejam sempre factíveis. Resultados de simulações e uma análise de situações envolvendo sistemas testes *IEEE* são apresentados de modo a ilustrar a eficiência da abordagem proposta.

**PALAVRAS-CHAVE:** fluxo de potência ótimo DC, redes neurais artificiais, otimização de sistemas, redes de Hopfield, sistemas de energia elétrica.

## 1 INTRODUÇÃO

Um sistema elétrico nunca é tão simples como um modelo monofásico caracterizado por um gerador, uma carga e uma

---

Artigo Submetido em 24/09/02

1a. Revisão em 28/04/03;

2a. Revisão em 15/04/04;

Aceito sob recomendação do Editor Associado

Prof. Dr. Glauco Taranto

linha de transmissão. Na realidade, mesmo o mais simples dos sistemas é representado por diversas variáveis que acabam por definir fisicamente o problema. Mais do que qualquer outro, o fator que determina a complexidade de um sistema elétrico é o tamanho. Este fato faz com que não existam regras gerais, do ponto de vista matemático, que se apliquem a todos os equacionamentos. É possível, no entanto, listar certas similaridades de modo a padronizá-los e criar-se, então, uma diretriz de estudo.

Desde o advento da energia elétrica, a utilização mais eficiente (otimizada) de todo potencial elétrico gerado tem sido uma das questões centrais em sistemas de potência. Os equacionamentos que ponderam este problema, por razões demonstradas em Elgerd (1970) tornam-se extensos e bastante repetitivos. Este fato motivou estudos baseados em ferramentas computacionais que acelerassem a solução desses problemas (Chowdhury e Rahman, 1990).

O estudo do Despacho Econômico (DE) é definido como o processo de se definir níveis de geração às unidades geradoras de modo a suprir plenamente a demanda do sistema da forma mais econômica possível. Dentro desta definição bastante ampla, diversos modelos específicos de otimização aplicados a sistemas de potência, tais como fluxo de potência ótimo, despacho de geração ativa, *unit commitment*, *generation scheduling*, etc, podem ser englobados pela definição de despacho econômico. Estes modelos, no entanto, diferem profundamente entre si em relação a complexidade e campos de aplicação.

O chamado Despacho Econômico Clássico (DEC), discutido em Chowdhury e Rahman (1990) e Happ (1977), é considerado o ponto inicial do DE. Neste modelo, limites de geração e demanda são restrições a serem respeitadas, enquanto que funções de custo ponderam o despacho para cada gerador. O DEC simplifica o problema no sentido que ignora o sistema de transmissão, uma vez que divide todo o sistema em dois pontos, um gerador (composto por todos os geradores) e outro consumidor (contendo as cargas), interligados entre si por uma única conexão ideal. Este procedimento acaba por infringir importantes restrições de potência ativa, tais como fluxo de potência ativa nas linhas de transmissão e transformadores, além de equações de fluxo de carga no sistema de transmissão, o que pode levar a despachos totalmente equivocados do ponto de vista da capacidade física do sistema. No estudo de despacho econômico apresentado neste artigo, uma abordagem neural para a representação do sistema de transmissão é proposta. Assim como definido em Wong e Doan (1992), esta formulação para o modelo pode também ser classificada como um modelo para intervalo de um tempo (instantâneo) do problema *short term generation scheduling*, ou então, como um modelo de Fluxo de Potência Ótimo DC (FPO-DC)

Nos últimos anos, uma grande quantidade de estudos utilizando-se redes neurais artificiais em problemas de DE foram propostas na literatura. Em Park *et. al.* (1993), por exemplo, uma rede neural de Hopfield é proposta para resolver um problema de DEC com função custo não-linear. Os resultados apresentados apontam que um esforço computacional excessivo é requerido, visto que o número de iterações necessárias para se obter a precisão desejada é bastante alto. Em Walsh e O'Malley (1997), uma rede de Hopfield híbrida foi adotada na tentativa de se unificar *unit commitment* e funções de despacho de geração. A escolha desta rede foi devido à sua habilidade de lidar com termos discretos e contínuos. Em Su e Chiou (1997a), um método analítico de Hopfield foi desenvolvido com o objetivo de diminuir o esforço computacional. Entretanto, a deficiência deste método se encontra no fato de não ser aplicável a funções de custo não-lineares. Em Su e Chiou (1997b), um modelo de Hopfield para problemas de DE considerando-se zonas proibidas foi também desenvolvido. Um outro modelo, proposto por Yalcinoz e Short (1998), foi desenvolvido para resolver problemas de DE com restrições na capacidade de transmissão. Esse mesmo modelo foi reestruturado por Yalcinoz *et. al.* (2001) visando a aplicação em problemas multi-áreas. Entretanto, a utilização de redes neurais em problemas de FPO-DC, o qual leva em consideração a representação do sistema de transmissão, ainda não foram abordados na literatura, sendo este portanto o propósito do presente artigo.

Na maioria das abordagens neurais citadas acima, diversas dificuldades com relação ao processo de convergência para os pontos de equilíbrio da rede, que representam as soluções do problema de otimização, são evidenciadas. Uma análise minuciosa dos resultados apresentados nestes artigos demonstra que muitas vezes resultados infactíveis são apontados como soluções do problema. Em Silva e Nepomuceno (2001), uma abordagem de Hopfield modificada é apresentada na solução do DEC. Nesta rede, a otimização e as restrições envolvidas no mapeamento do problema são tratadas em diferentes estágios. Através da técnica de subespaço-válido, a rede de Hopfield modificada (RHM) garante a convergência da rede para soluções ótimas sempre factíveis (Silva *et. al.*, 2000). Problemas relacionados com a velocidade de convergência foram também tratados de forma eficiente em Silva e Nepomuceno (2001). Como demonstrado em Silva *et. al.* (2000), a RHM é também aplicável em problemas com funções custos não-lineares.

As principais vantagens em estudar a aplicação de redes neurais artificiais em problemas de fluxo de potência reside nos seguintes aspectos: i) utilização de estruturas de processamento inerentemente paralelas e adaptativas, podendo então ser implementadas em computadores com processadores operando em paralelo, ii) facilidade de implementação em hardware, e iii) capacidade de

generalização e adaptação frente às novas configurações de operação.

Este artigo explora e estende a aplicação da rede de Hopfield modificada proposta em Silva e Nepomuceno (2001) para a resolução de diversos problemas envolvidos com o despacho econômico, com especial atenção aos problemas de FPO-DC. Inicialmente, algumas configurações envolvendo problemas de despacho econômico clássico são implementadas e discutidas através de algumas simulações. A seguir, uma função custo não-linear é introduzida no sistema com o objetivo de analisar o comportamento da RHM. Em ambos os casos, o sistema teste *IEEE* de 3 barras é utilizado nas simulações. Na seqüência, a rede de transmissão é representada em detalhes por meio de equações de fluxo de carga lineares e restrições no fluxo de potência ativa. Neste caso, o sistema teste *IEEE* de 118 barras é utilizado nas simulações. Finalmente, simulações realizadas com o sistema brasileiro de transmissão de 810 barras são apresentadas.

O artigo é organizado da seguinte forma. Na seção 2, descreve-se a formulação do modelo de fluxo de potência adotado. Na seção 3, a rede de Hopfield modificada é apresentada, incluindo a técnica do subespaço-válido. Um mapeamento do problema de FPO-DC usando a ferramenta proposta é apresentado na seção 4. Os resultados de simulação que validam a abordagem são apresentados na seção 5. Na seção 6, as conclusões referentes à aplicação da ferramenta na solução destes problemas são apresentados.

## 2 A DESCRIÇÃO DO MODELO DE FLUXO DE POTÊNCIA ADOTADO

A formulação matemática para o Fluxo de Potência Ótimo DC adotada neste trabalho é descrita pelas seguintes equações:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Minimizar} \quad : \quad C_T = \sum_{i=1}^{NG} C_i(P_i) \quad (1) \\ \text{sujeito a} \quad : \quad \mathbf{P} = \mathbf{B} \cdot \boldsymbol{\theta} \quad (2) \\ \quad \quad \quad \quad P_i^{\min} \leq P_i \leq P_i^{\max} \quad (3) \\ \quad \quad \quad \quad F_i^{\min} \leq F_i(\boldsymbol{\theta}) \leq F_i^{\max} \quad (4) \end{array} \right.$$

onde:

$C_T$  é o custo total de combustível.

$NG$  é o número de geradores disponíveis.

$C_i(P_i) = a_i + b_i P_i + c_i P_i^2$  é o custo total de geração da unidade  $i$ .

$P_i$  é a potência ativa de saída da unidade  $i$ .

$a_i, b_i$  e  $c_i$  são os coeficientes de custo para  $i$ .

$\mathbf{P}$  é o vetor das injeções de potência ativa.

$\mathbf{B}$  é a matriz de susceptâncias da rede.

$\boldsymbol{\theta}$  é o vetor dos ângulos de tensão.

$P_i^{\min}$  é a mínima geração de saída da unidade  $i$ .

$P_i^{\max}$  é a máxima geração de saída da unidade  $i$ .

$F_i(\boldsymbol{\theta}) = [(\theta_k - \theta_l) / x_{kl}]$  é o fluxo de potência ativa no ramo (linha ou transformador)  $i$  conectando as barras  $k$  e  $l$ .

$\theta_k$  é o ângulo de tensão na barra  $k$ .

$x_{kl}$  é a reatância no ramo  $i$  conectando as barras  $k$  e  $l$ .

O modelo descrito em (2) representa as equações de fluxo lineares. As equações (3) e (4) representam respectivamente os limites na geração de potência ativa e nos fluxos de potência ativa no sistema de transmissão. Esses fluxos no sistema são representados por equações lineares. A função custo (1) é também algumas vezes expressa por um polinômio do terceiro grau (Jiang e Ertem, 1995). Para usinas com queima de combustível, a função custo pode também ser representada como uma função quadrática por partes (Park *et al.*, 1993). Isto não representa um problema para a abordagem proposta, uma vez que a mesma tem se mostrado capaz de tratar funções de custo não-lineares.

## 3 A REDE DE HOPFIELD MODIFICADA

As redes de Hopfield têm sido aplicadas em diversas classes de problemas de otimização, demonstrando grande habilidade e eficiência na resolução destes tipos de problemas. A equação de nó para a rede contínua no tempo é definida por:

$$\dot{u}_i(t) = -\eta u_i(t) + \sum_{j=1}^n T_{ij} \cdot v_j(t) + i_b^i \quad (5)$$

$$v_i(t) = g_i(u_i(t)) \quad (6)$$

onde:

$u_i(t)$  é o estado corrente do  $i$ -ésimo neurônio.

$T_{ij}$  é o peso unindo o  $j$ -ésimo ao  $i$ -ésimo neurônio.

$v_j(t)$  é a saída do  $j$ -ésimo neurônio.

$i_b^i$  vetor de entradas do  $i$ -ésimo neurônio (*offset bias*).

$\eta \cdot u_i(t)$  é um termo de decaimento passivo.

$g_i(u_i(t))$  é uma função de ativação de cada neurônio.

Pode ser verificado em Hopfield (1984) que os pontos de equilíbrio da rede correspondem aos valores  $\mathbf{v}(t)$  para os quais a função de energia (7) associada com a rede é minimizada:

$$E(t) = -\frac{1}{2} \mathbf{v}^T(t) \cdot \mathbf{T} \cdot \mathbf{v}(t) - \mathbf{v}^T(t) \cdot \mathbf{i}^b \quad (7)$$

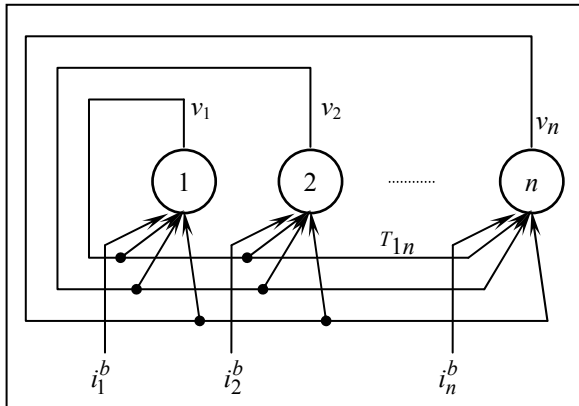


Figura 1. Rede de Hopfield convencional.

Um mapeamento do problema de FPO-DC usando uma rede de Hopfield, ilustrada na Figura 1, consiste em se determinar a matriz de pesos  $\mathbf{T}$  e o vetor de entradas  $\mathbf{i}^b$  para obter os pontos de equilíbrio. Neste caso, a função de energia associada à rede deve levar em conta tanto a função custo do problema de FPO-DC como também todas as restrições existentes. A rede atua com o propósito de minimizar simultaneamente a função de energia  $E^{ot}$  correspondente à função objetivo e o conjunto de funções ( $E_k^{rest}$ ) descrevendo as k-ésimas restrições envolvidas no problema. Se qualquer uma destas restrições for violada, a solução é considerada inválida. Uma técnica muito utilizada nas abordagens neurais utilizadas em problemas de despacho consiste em incluir as restrições como termos na função de energia que são minimizados quando as restrições são satisfeitas, ou seja:

$$E(t) = E^{ot}(t) + c_1 E_1^{rest}(t) + c_2 E_2^{rest}(t) + \dots + c_k E_k^{rest}(t)$$

onde  $c_i$  são constantes positivas que ponderam cada uma das restrições. Entretanto, os principais inconvenientes de se usar a técnica descrita acima estão relacionados com o processo de convergência da rede para os pontos de equilíbrio, podendo afetar sensivelmente a precisão dos seus valores, bem como incrementar o esforço computacional para as suas obtenções. As principais razões para este problema de convergência, como discutido posteriormente por alguns autores, são:

- Dificuldade de se obter os valores corretos para as constantes arbitrárias ( $c_1, c_2, \dots, c_k$ ) que ponderam os termos de energia relativos às restrições do problema a ser resolvido.
- Influência dos termos de restrições no termo de otimização, dificultando a convergência da rede.

Em resumo, no processo de otimização com uma rede de Hopfield, cuja função objetivo é dada pela expressão acima, a multiplicidade de termos de restrições nesta equação afeta consideravelmente o valor da solução final. Como resultado, as soluções obtidas no final do processo de otimização podem ser ineficazes; além disso, o desempenho da rede é sensível aos valores dos parâmetros de ponderação.

Para contornar este problema, utiliza-se neste artigo uma função de energia modificada  $E^m(t)$ , a qual independe de constantes de ponderação, e que é definida como se segue:

$$E^m(t) = E^{conf}(t) + E^{ot}(t) \quad (8)$$

onde  $E^{conf}(t)$  é um termo de confinamento que agrupa as restrições dadas por (2), (3) e (4); e  $E^{ot}(t)$  é um termo de otimização que conduz a saída da rede aos pontos de equilíbrio. Este método é contrastante à maioria das abordagens neurais usadas em problemas de DE, o que as tornam ineficientes pelo fato de tratarem estes termos em uma única função de energia.

A operação da rede de Hopfield modificada consiste de três passos principais, conforme mostra a Figura 2. Estes passos podem ser explicitados da seguinte forma:

Passo (I): Minimização de  $E^{conf}$ , correspondendo à projeção de  $\mathbf{v}(t)$  no subespaço-válido definido por:

$$\mathbf{v}(t+1) = \mathbf{T}^{conf} \cdot \mathbf{v}(t) + \mathbf{i}^{conf} \quad (9)$$

onde:  $\mathbf{T}^{conf}$  é uma matriz projeção ( $\mathbf{T}^{conf} \cdot \mathbf{T}^{conf} = \mathbf{T}^{conf}$ ) e o vetor  $\mathbf{i}^{conf}$  é ortogonal ao subespaço ( $\mathbf{T}^{conf} \cdot \mathbf{i}^{conf} = \mathbf{0}$ ). Uma análise da técnica do subespaço-válido é apresentada em Aiyer *et al.* (1990).

Passo (II): Aplicação de uma função de ativação do tipo rampa simétrica não-linear restringindo  $\mathbf{v}(t)$  em um hiper-cubo:

$$g_i(v_i) = \begin{cases} \lim_i^{inf}, & \text{if } \lim_i^{inf} > v_i \\ v_i, & \text{if } \lim_i^{inf} \leq v_i \leq \lim_i^{sup} \\ \lim_i^{sup}, & \text{if } v_i > \lim_i^{sup} \end{cases} \quad (10)$$

onde  $v_i(t) \in [\lim_i^{inf}, \lim_i^{sup}]$ .

Passo (III): Minimização de  $E^{ot}$ , o que envolve a atualização de  $\mathbf{v}(t)$  na direção da solução ótima (definida por  $\mathbf{T}^{ot}$  e  $\mathbf{i}^{ot}$ ) correspondendo aos pontos de equilíbrio da rede. Estes pontos são também as soluções para o problema do despacho econômico, desde que o gradiente em relação ao termo de energia  $E^{ot}$  seja aplicado. Utilizando (10) em (5), obtém-se:

$$\frac{dv(t)}{dt} = \dot{v} = -\frac{\partial E^{ot}(t)}{\partial v}$$

$$\Delta v = -\Delta t \cdot \nabla E^{ot}(v) = \Delta t \cdot (T^{ot} \cdot v + i^{ot}) \quad (11)$$

Desta forma, a minimização do termo  $E^{ot}$  consiste em atualizar  $v(t)$  na direção oposta ao gradiente de  $E^{ot}$ .

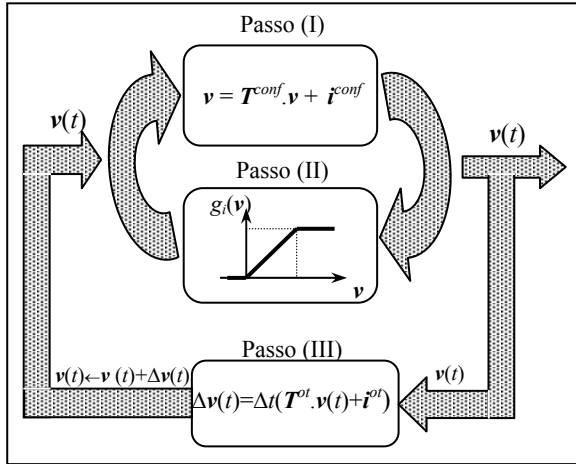


Figura 2. Rede de Hopfield modificada.

Como visto na Fig. 2, cada iteração possui 2 estágios diferentes. Primeiro, como descrito no Passo (III),  $v$  é atualizado usando o gradiente do termo  $E^{ot}$  separadamente. Em seguida, após cada atualização,  $v$  é diretamente projetado no subespaço-válido. Este é um processo iterativo, no qual  $v$  é projetado ortogonalmente no subespaço-válido definido em (9). Em seguida, os seus elementos são limitados pela função de ativação rampa-simétrica (10) dentro do intervalo  $[\lim_i^{inf}, \lim_i^{sup}]$ .

#### 4 FORMULAÇÃO DO DESPACHO ECONÔMICO PARA A REDE DE HOPFIELD MODIFICADA

Como observado na Seção 2, o problema de despacho econômico consiste em se minimizar uma função de custo na presença de restrições lineares de igualdade e/ou desigualdade. Uma vez que restrições de igualdade podem ser facilmente convertidas em restrições de desigualdade (Bazarra e Shetty, 1979), assume-se, por simplicidade, apenas restrições de desigualdade. Considere o seguinte problema de otimização restrita, com  $m$ -restrições e  $n$ -variáveis, definido pelas seguintes equações:

$$\text{Minimizar } E^{ot}(v) = C_T \quad (12)$$

$$\text{Sujeito a: } E^{conf}(v): A^T \cdot v \leq b \quad (13)$$

$$z^{min} \leq v \leq z^{max} \quad (14)$$

onde  $A \in \mathfrak{R}^{n \times m}$ ,  $b \in \mathfrak{R}^m$ , e  $c, v, z^{min}, z^{max} \in \mathfrak{R}^n$ . As condições em (13) e (14) definem as fronteiras de um poliedro convexo. Neste caso, o vetor  $v$ , que corresponde às variáveis em (1) {i.e.  $v^T = [P^T \ F^T]$ }, deve permanecer dentro deste poliedro caso o mesmo represente uma solução válida para o problema de otimização definido em (12). Uma solução desse problema pode ser obtida através de uma rede de Hopfield modificada, da qual a técnica do subespaço-válido garante que a condição (13) seja satisfeita. Além disso, o hiper-cubo inicial representado pelas restrições em (14) é mapeado diretamente pela função rampa-simétrica (10) usada como uma função de ativação da rede.

Os termos  $T^{conf}$  e  $i^{conf}$  são calculados pela transformação das desigualdades em (13) em igualdades. Introduzindo uma variável de folga  $w \in \mathfrak{R}^n$  para cada restrição de desigualdade, tem-se:

$$g_i(v) + \sum_{j=1}^q \delta_{ij} \cdot w_j = 0 \quad (15)$$

onde  $w_j$  são as variáveis de folga, as quais são tratadas como variáveis  $v_i$ , e  $\delta_{ij}$  é definido pela função impulso de Kronecker:

$$\delta_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{se } i = j \\ 0, & \text{se } i \neq j \end{cases} \quad (16)$$

Após esta transformação, o problema definido em (12), (13) e (14) pode ser reescrito como:

$$\text{Minimizar } E^{ot}(v) = C_T \quad (17)$$

$$\text{sujeito a } E^{conf}(v): (A^+)^T \cdot v^+ = b^+ \quad (18)$$

$$z^{min} \leq v_i^+ \leq z^{max}, i \in \{1..n\} \quad (19)$$

$$0 \leq v_i^+ \leq z^{max}, i \in \{n+1..N^+\} \quad (20)$$

onde  $N^+ = n + m$ , e  $v^{+T} = [v^T \ w^T] \in \mathfrak{R}^{N^+}$  é um vetor de variáveis estendidas. Nota-se que  $E^{ot}$  não depende da variável de folga  $w$ . Se as linhas de  $A^+$  são linearmente independentes, então a solução para (18) será dada por:

$$v^+ = A^+ \cdot (A^{+T} \cdot A^+)^{-1} \cdot b^+ \quad (21)$$

e a expressão do subespaço-válido em (9) deve levar em consideração esta solução, i.e.:

$$i^{conf} = A^+ \cdot (A^{+T} \cdot A^+)^{-1} \cdot b^+ \quad (22)$$

A partir de (9) e (22), o parâmetro  $T^{conf}$  é deduzido como segue:

$$v^+ = T^{conf} \cdot v^+ + i^{conf} \quad (23)$$

$$v^+ = T^{conf} \cdot v^+ + A^+ \cdot (A^{+T} \cdot A^+)^{-1} \cdot b^+ \quad (24)$$

Inserindo o valor de (18) em (24), a expressão para  $T^{conf}$  é dada por:

$$T^{conf} = I - A^+ \cdot (A^{+T} \cdot A^+)^{-1} \cdot A^{+T} \quad (25)$$

onde  $I$  é a matriz identidade.

Os parâmetros  $T^{ot}$  e  $i^{ot}$  neste caso são tais que o vetor  $v^+$  é atualizado na direção oposta ao gradiente da função de energia  $E^{ot}$ . Uma vez que as condições dadas por (18), (19) e (20) definem um poliedro convexo fechado, então a função objetivo (17) possui um único mínimo global ( $|T^{ot}|=0$ ). Assim, usando (7) e (11), os pontos de equilíbrio da rede podem ser calculados assumindo-se os seguintes valores para  $T^{ot}$  e  $i^{ot}$ :

$$i^{ot} = - \left[ \frac{\partial f(v)}{\partial v_1} \quad \frac{\partial f(v)}{\partial v_2} \quad \dots \quad \frac{\partial f(v)}{\partial v_N} \right] \quad (26)$$

$$T^{ot} = 0 \quad (27)$$

Os resultados de simulação, descrevendo o desempenho da abordagem proposta, são apresentados na próxima seção.

## 5 RESULTADOS DE SIMULAÇÃO

Esta seção apresenta diversas simulações desenvolvidas com a rede de Hopfield modificada. A fim de tornar as simulações mais claras, o estudo se dará da seguinte forma. Em um primeiro momento, na *Parte I*, algumas configurações de DEC são simuladas e comentadas. Restrições no sistema de potência são impostas com o objetivo de comparar e analisar as respostas obtidas pela rede. Uma função de custo não-linear é incorporada ao problema, provando que funções deste tipo não implicam em uma degradação da abordagem.

Em um segundo momento, na *Parte II*, estudos considerando o sistema de transmissão são discorridos. Algumas simulações representando certas configurações do sistema são desenvolvidas no sentido de validar a proposta e explorar suas habilidades.

### 5.1 Parte I

Estudos envolvendo o problema de despacho econômico clássico são apresentados nesta seção. Para isto, o sistema teste *IEEE* de três barras é utilizado. Neste sistema, uma demanda de 850 MW deve ser suprida. Os parâmetros deste sistema são apresentados na Tabela 1.

**Tabela 1. Parâmetros iniciais do problema.**

Gerador	$a_i$	$b_i$	$c_i$	$P_i^{\min}$ (MW)	$P_i^{\max}$ (MW)
1	561	7,92	0,001562	150	600
2	310	7,85	0,00194	100	400
3	78	7,97	0,00194	50	200

De posse desses dados, inicia-se o estudo do problema através da RHM.

#### 5.1.1 Caso 1

Neste primeiro caso, o DEC é calculado pela RHM sem qualquer restrição externa ao problema. O despacho computado pela rede é ilustrado na Figura 3.

Como se pode notar na figura acima, a rede precisou de aproximadamente 15 iterações para encontrar a solução do problema. Desta forma, problemas relacionados à velocidade de convergência são normalmente contornados pela abordagem proposta.

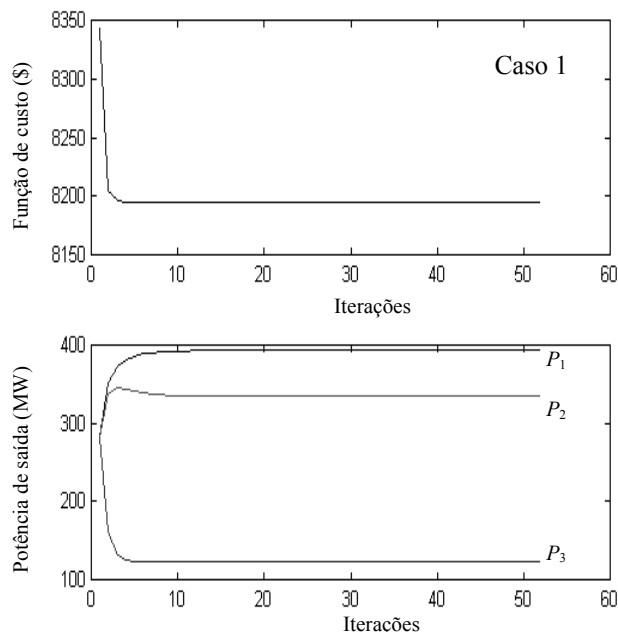


Figura 3. Solução da RHM para o Caso 1.

Os valores finais obtidos pela rede desenvolvida são então comparados com outras abordagens propostas na literatura, conforme mostra os resultados apresentados na Tabela 2. Nesta tabela, a rede de Hopfield modificada foi comparada com os valores calculados pela rede de Hopfield linear proposta em Su e Chiou (1997a), e também com a rede de Hopfield convencional (Hopfield, 1984) e com o método numérico citado em Chen *et al.* (1998), o qual fornece a solução ótima para o problema.

**Tabela 2. Resultados comparativos (Caso 1).**

Método	$P_1$ (MW)	$P_2$ (MW)	$P_3$ (MW)
Hopfield Modificada	393,1698	334,6038	122,2264
Hopfield Linear	392,9013	334,3876	122,1394
Hopfield Convencional	393,8000	333,1000	122,3000
Numérico	393,2000	334,6000	122,2000

A partir da Tabela 2, observa-se que a RHM fornece resultados similares às outras abordagens apresentadas na literatura, confirmando assim a precisão dos pontos de equilíbrio computados pela mesma.

Em relação ao método numérico, ressalta-se que o mesmo é baseado em abordagens convencionais de programação matemática. Com o objetivo de realizar uma comparação mais sistemática, os resultados das redes neurais apresentadas na Tabela 2 foram comparados com os resultados obtidos pelo método numérico utilizado em Wood e Wollenberg (1984). Neste método, a obtenção da solução do problema de despacho é executada através do cálculo contínuo de custos de geração incrementais.

Uma das vantagens da abordagem neural proposta em relação a este método numérico é que a mesma não necessita do cálculo desses custos incrementais, pois o processo de obtenção da solução é realizado através da minimização direta do termo  $E^{ot}$ , o qual representa a função custo do problema. Esta observação foi também relatada nas investigações efetuadas por Park *et al.* (1993). Entretanto, o tempo requerido para a obtenção da solução pelo método numérico foi cerca de um terço do tempo requerido pela RHM. Devido à própria estrutura de processamento em paralelo das redes neurais, este fato poderia ser amenizado se a rede tivesse sido executada em máquinas com processadores em paralelo.

No caso específico da rede de Hopfield modificada, ressalta-se que a mesma possui algumas particularidades em relação aos métodos de otimização convencionais, tais como: i) a não necessidade do cálculo do conjunto ativo de restrições em cada iteração; ii) o vetor de inicialização da rede (solução inicial) não precisa pertencer ao conjunto factível definido pelas restrições; iii) não necessidade de obtenção, em cada iteração, de uma direção admissível de busca; e iv) mecanismo de busca independente da utilização de multiplicadores de Lagrange.

### 5.1.2 Caso 2

No caso 2, um novo sistema é inserido na rede. Neste sistema, 13 geradores devem alimentar uma demanda de 2520 MW. Na Tabela 3 são fornecidos os dados deste sistema.

**Tabela 3. Parâmetros iniciais do sistema de 13 barras.**

Gerador	$a_i$	$b_i$	$c_i$	$P_i^{\min}$ (MW)	$P_i^{\max}$ (MW)
1-6	240	7,74	0,00324	60	180
7	126	8,60	0,00284	40	120
8	126	8,60	0,00284	75	75
9	126	8,60	0,00284	60	60
10	126	8,60	0,00284	55	120
11	550	8,10	0,00028	0	680
12	309	8,10	0,00056	0	360
13	307	8,10	0,00056	0	360

Os resultados computados pela rede de Hopfield modificada encontram-se dispostos na Tabela 4. Nesta tabela, são também apresentados, por motivo de comparação, os resultados obtidos em Wong e Doan (1992), no qual se utiliza uma rede de Hopfield linear. Os resultados, como pode ser observado, são praticamente os mesmos, o que apenas reitera a precisão da abordagem proposta neste trabalho.

**Tabela 4. Resultados para o sistema de 13 barras (Caso 2).**

Gerador	Hopfield Modificada	Hopfield Linear
$P_1 - P_6$	148,2998	148,3300
$P_7$	40,1261	40,0000
$P_8$	75,0000	75,0000
$P_9$	60,0000	60,0000
$P_{10}$	55,0752	55,0000
$P_{11}$	680,0000	680,0000
$P_{12}$	360,0000	360,0000
$P_{13}$	360,0000	360,0000

Na Figura 4, a evolução da RHM para o caso 2 é graficamente ilustrada.

Analisando a Figura 4, verifica-se que a rede precisou de aproximadamente 10 iterações para encontrar as soluções para o problema. Tal fato reforça as afirmações feitas até então com relação à ferramenta apresentada. Além de robusta ao tratamento do despacho econômico clássico e da garantia de encontrar soluções factíveis, a rede é bastante veloz para este tipo de aplicação.

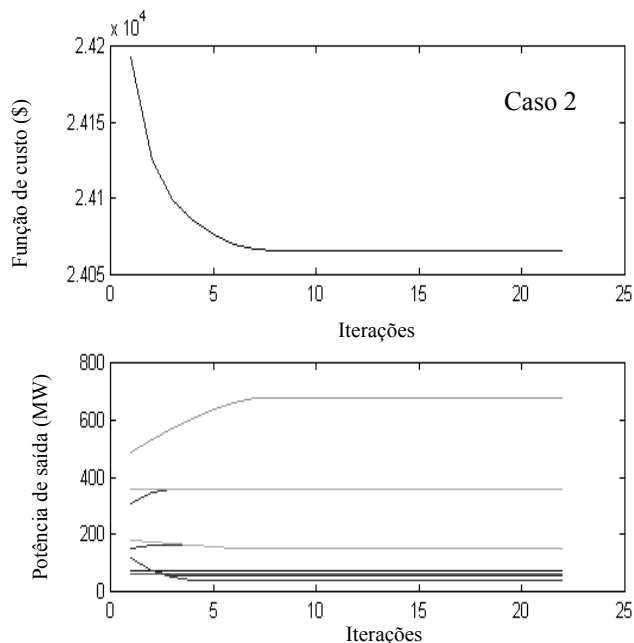


Figura 4. Solução da RHM para o Caso 2.

### 5.1.3 Caso 3

A fim de promover um estudo de sensibilidade da rede, apresentam-se nesta seção, algumas simulações quando o passo de convergência da rede é variado. Este parâmetro, definido como  $\Delta t$  na equação (11), é a única variável que deve ser fornecida à rede antes de se iniciar o processo. A especificação deste parâmetro consiste em selecionar uma fração do termo de otimização para atualizar o valor de  $v$  a cada iteração no *loop* externo da RHM (Figura 2). Nos casos 1 e 2, este valor foi fixado em 100. Alterando-se seu valor para 200, 50 e 1, respectivamente, a resposta da rede mediante a estas alterações pode ser verificada através da Figura 5.

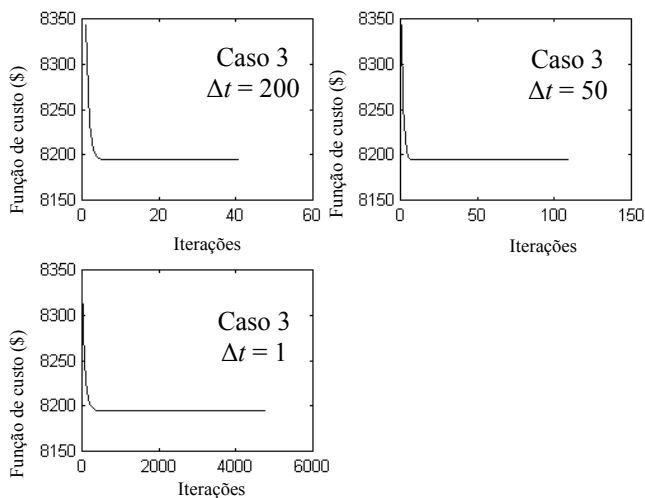


Figura 5. Solução da RHM para o Caso 3.

A partir da Figura 5, nota-se que na medida que  $\Delta t$  aumenta, a velocidade da rede também aumenta e vice-versa. Isto nos leva a pensar em se utilizar valores altos para esta constante a fim de acelerar todo o processo. Entretanto, para certos valores de passo de convergência, a rede torna-se instável e incapaz de encontrar seus pontos de equilíbrio. Para as simulações realizadas com o sistema em questão, este problema ocorre com valores de  $\Delta t$  em torno de 1000.

### 5.1.4 Caso 4

Neste caso, a demanda total do sistema, que no Caso 1 era de 850 MW, é alterada para 400 MW. Todos os demais parâmetros nesta nova simulação permanecem inalterados. O despacho calculado pela RHM é apresentado na Figura 6(a).

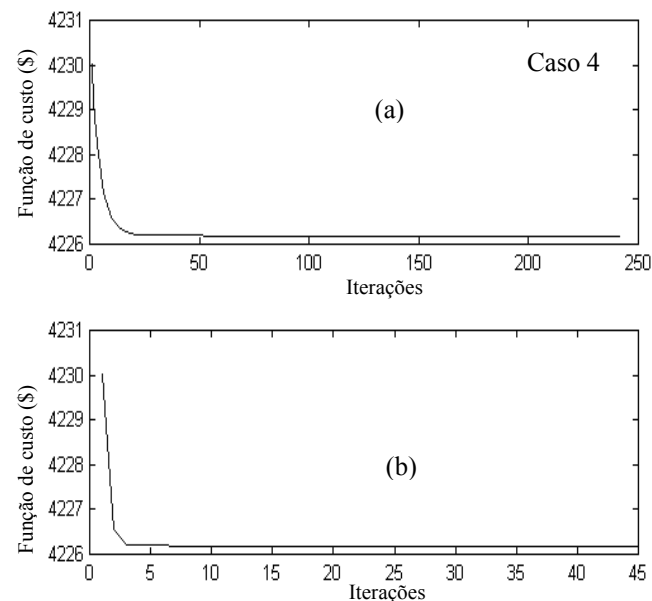


Figura 6. Solução da RHM para o Caso 4.

Pela análise desta figura, nota-se que o sistema necessitou de mais iterações para encontrar a solução final se comparado com o Caso 1. Uma vez que a proposta apresentada neste caso é bastante pertinente e representa o maior interesse deste estudo de caso (adaptabilidade da ferramenta a novas configurações), torna-se conveniente buscar um novo valor para  $\Delta t$  no intuito de acelerar o processo. Desta forma, o valor deste parâmetro é alterado para 600 (antes seu valor era 100). O resultado é ilustrado na Figura 6(b). Como era de se esperar, a rede encontrou a solução em um número menor de iterações (em torno de 10). Vale destacar que em ambas as simulações, o custo final permaneceu inalterado.



### 5.1.5 Caso 5

Neste último caso da *Parte I*, a qual aplica a RHM na solução do despacho econômico clássico, adiciona-se à função de custo um termo não-linear. Esta mudança na função objetivo é obtida pela inclusão de mais um termo na equação (1). Este novo termo é uma função seno e tem a finalidade de demonstrar o comportamento da RHM quando funções de custo não-lineares se fazem necessárias. A equação para cada unidade geradora torna-se então:

$$C_i(P_i) = a_i + b_i.P_i + c_i.P_i^2 + d_i.\text{sen}(e_i.P_i) \quad (28)$$

Esta equação é a mesma adotada em Sepulveda e Herrera (2000). O objetivo da exploração deste caso é mostrar que a RHM pode tratar eficientemente funções custos não-lineares.

Nessa equação, a influência da função seno inserida na função custo pode ser controlada através dos coeficientes  $d$  e  $e$ . Uma ilustração da superfície gerada por esta nova função custo é mostrada na Figura 7.

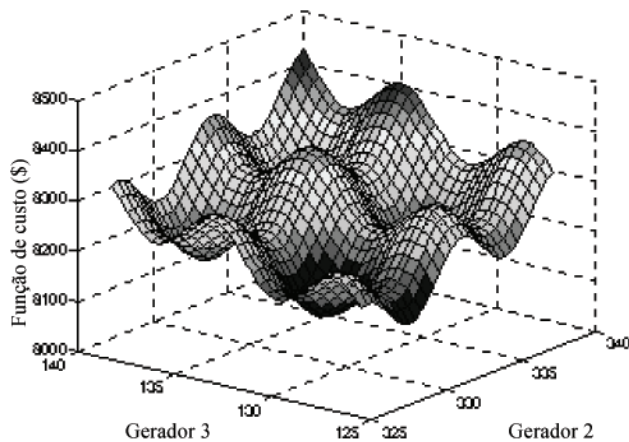


Figura 7. Função de custo não-linear (Caso 5).

Como pode ser observada na figura acima, a curva referente à equação (28) apresenta pontos de mínimos locais. Neste caso, um processo de escape de mínimos locais se faz necessário. Para o escopo deste estudo de caso específico, a estratégia de obtenção da solução consistiu em inicializar a rede em diferentes pontos do espaço de busca, escolhendo portanto no final dos processos de convergência, o ponto de equilíbrio que reflete o menor valor da função custo. Entretanto, estratégias mais eficientes de escape de mínimos locais, tais como busca tabu ou algoritmos genéticos, devem ser incorporadas na estrutura da rede visando um escape eficiente dos mínimos locais.

O sistema utilizado neste caso é mais uma vez o sistema teste *IEEE* de 3 barras. Os valores dos coeficientes  $d$  e  $e$  são fixados em 50 e 1, respectivamente, em um caso onde a influência da não-linearidade é bastante intensificada pelo coeficiente  $d$ . A solução encontrada pela rede de Hopfield modificada para este problema é apresentada na Tabela 5.

Tabela 5. Soluções para o problema não-linear (Caso 5).

Gerador	Potência de saída (MW)
$P_1$	400,6191
$P_2$	325,2220
$P_3$	124,1589

A evolução da função custo em relação ao número de iterações é ilustrada na Figura 8. Através desta figura, pode-se evidenciar algumas outras particularidades da RHM em relação às demais abordagens.

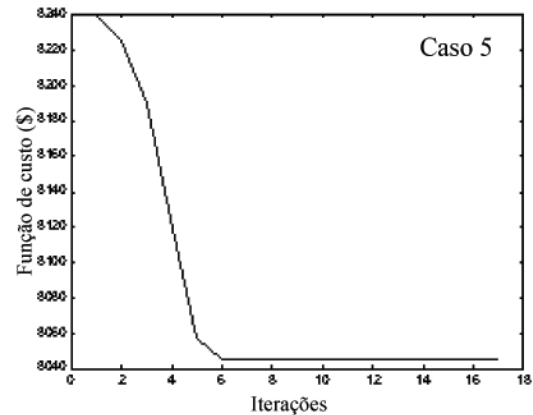


Figura 8. Solução da RHM para o Caso 5.

No que diz respeito ao número de iterações, a rede precisou de apenas 8 iterações, o que sem dúvida é bastante rápido. Mas a principal vantagem que se observa é que a rede não sofreu qualquer degradação em relação ao tratamento de problema com funções custo puramente quadráticas (Caso 1). Se comparada aos resultados obtidos em Sepulveda e Herrera (2000), no qual se utiliza árvores de decisão para a solução do DEC, a RHM foi mais veloz para convergir e ainda obteve resultados mais econômicos.

Embora uma comparação mais sistemática com o método proposto em Sepulveda e Herrera (2000) não seja possível, pois o mesmo não utiliza uma abordagem neural na solução do problema, observa-se entretanto que a resposta final da ferramenta utilizada é \$8.053,75, enquanto que o valor obtido pela abordagem neural proposta neste artigo é de \$8.044,64. Portanto, verifica-se a grande aplicabilidade da rede de Hopfield modificada em problemas de despacho

econômico clássico mesmo quando a função de custo é do tipo não-linear.

## 5.2 Parte II

Esta seção mostra alguns resultados de simulação envolvendo o sistema teste *IEEE* de 118 barras. No sistema utilizado nesta configuração, uma demanda de 4242 MW deve ser atendida. Para as simulações, fixa-se os mesmos coeficientes para todas as unidades geradoras, o que implica que todos os geradores possuem o mesmo custo. Uma vez que nos preocupamos com a representação do sistema de transmissão, os despachos encontrados não serão idênticos uns aos outros, como acontece em um problema de DEC em que todos os geradores são iguais. Além disso, todas as unidades geradoras possuem capacidade máxima fixa em 300 MW. De posse destas informações, alguns casos são propostos a fim de analisar o comportamento da abordagem proposta com relação à algumas características de modelagem específicas (restrições, função objetivo, etc).

### 5.2.1 Caso 6

Uma vez que todos os dados sobre o sistema de 118 barras sejam fornecidos à rede, a mesma está pronta para calcular o melhor despacho de potência considerando a representação do sistema de transmissão. Após a convergência da rede, a solução encontrada para esse caso é ilustrada na Figura 9.

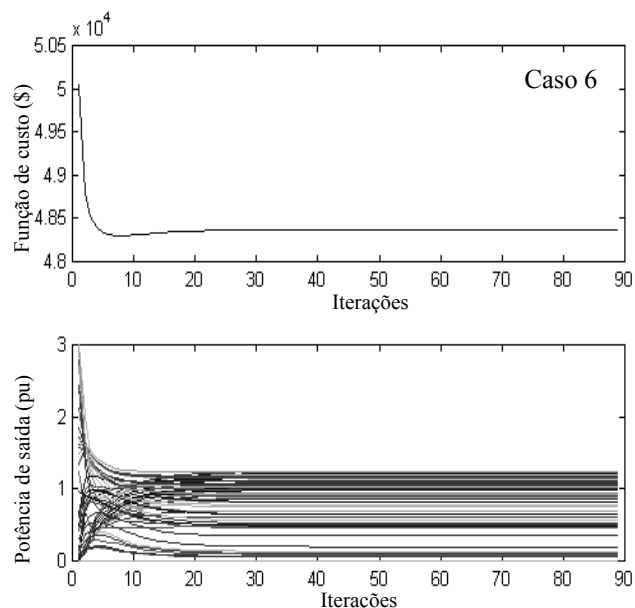


Figura 9. Solução da RHM para o Caso 6.

Para esta simulação, a rede encontrou uma solução ótima em torno de 40 iterações. Este número é aproximadamente quatro vezes maior que a média do número de iterações necessárias nos casos anteriores (*Parte I*). Entretanto, o tamanho do sistema aumentou quase 40 vezes. Além disso, nenhuma das abordagens neurais encontradas na literatura é

capaz de lidar com sistemas deste porte de forma eficiente e precisa, o que aponta a rede de Hopfield modificada como a arquitetura neural mais aplicável aos estudos de despacho econômico com a representação do sistema de transmissão.

**Tabela 6. Soluções para o Caso 6.**

Gerador	Potência de saída (MW)
$P_1$	121,31
$P_8$	112,12
$P_{54}$	115,14
$P_{92}$	64,26
$P_{116}$	92,52

A Tabela 6 apresenta o valor final de potência de saída para algumas barras escolhidas aleatoriamente. Esta tabela auxiliará na comparação de resultados com os outros casos estudados nesta seção.

### 5.2.2 Caso 7

No sentido de demonstrar que a rede proposta é capaz de tratar diversas restrições que são impostas ao sistema, simula-se nesta subseção um caso de contingência de geração. Desta forma, os limites de geração das unidades 1, 10 e 116 foram aleatoriamente escolhidos e fixados em 20 MW. Este procedimento obriga a rede (a cada iteração) fixar o valor de saída destes geradores na potência escolhida e reorganizar o sistema de modo a suprir essa deficiência. O despacho calculado pela rede de Hopfield modificada é mostrado na Figura 10, enquanto a Tabela 7 expõe os novos valores de saída dos geradores, os quais foram escolhidos para a comparação.

**Tabela 7. Soluções para o Caso 7.**

Gerador	Potência de saída (MW)
$P_1$	20,00
$P_8$	117,72
$P_{54}$	120,75
$P_{92}$	69,87
$P_{116}$	20,00

Através da Tabela 7, nota-se que os valores de saída para os geradores previamente selecionados foram fixados no valor predeterminado, demonstrando que a rede é capaz de satisfazer a restrição, e ainda, encontrar um despacho econômico para o sistema.

Analisando a Figura 10, nota-se mais uma vez a eficiência e robustez da ferramenta proposta na resolução de problemas de fluxo de potência. A rede de Hopfield modificada convergiu para o ponto de equilíbrio, o qual representa a

solução final deste problema de despacho, em aproximadamente 35 iterações.

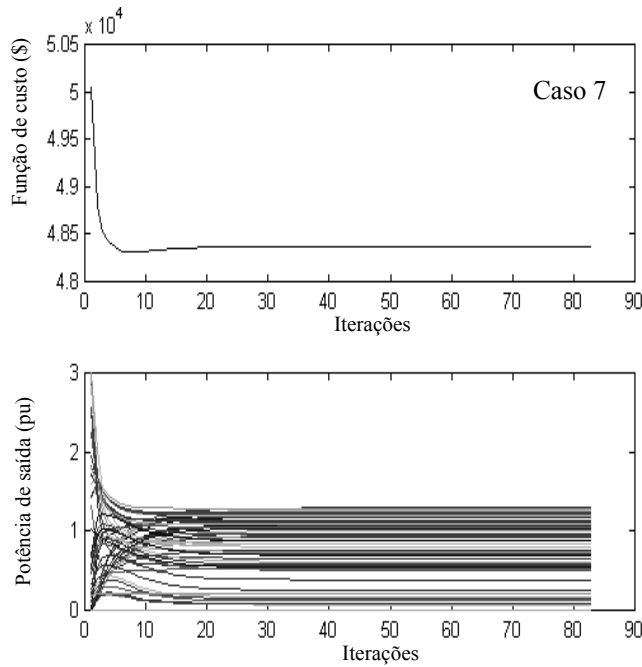


Figura 10. Solução da RHM para o Caso 7.

### 5.2.3 Caso 8

No caso 8, analisa-se o comportamento da rede de Hopfield quando limites no fluxo de potência ativa no sistema de transmissão devam ser forçados. Neste caso, os limites em duas linhas do sistema (conectando as barras 9-10 e 65-68), selecionadas aleatoriamente, são fixados em zero, simulando então uma contingência nessas linhas. Esta situação é bastante pertinente pois simula uma configuração que acontece na prática. O novo despacho calculado pela rede é completamente rearranjado de modo a suprir a demanda do sistema. Para fins comparativos, a Tabela 8 apresenta os valores de saída para os geradores escolhidos. Pela análise desta tabela, nota-se que o despacho foi completamente re-arranjado de modo a atender às severas restrições impostas ao sistema.

Tabela 8. Soluções para o Caso 8.

Gerador	Potência de saída (MW)
$P_1$	119,97
$P_8$	110,76
$P_{54}$	113,44
$P_{92}$	66,36
$P_{116}$	94,84

A Figura 11 mostra o resultado da simulação para esta situação. Nesta figura observa-se que o número de iterações, além de não ter sido alterado significativamente em relação aos casos anteriores, é pequeno se comparado a outras abordagens neurais, as quais apresentam milhares de iterações para atingir os pontos de equilíbrio. Estes fatores demonstram a grande habilidade desta abordagem na solução também de sistemas de grande porte.

Um fator importante a ser destacado neste momento diz respeito ao problema geralmente associado com outras abordagens neurais encontradas na literatura (Su e Chiou, 1997a; Hopfield, 1984; Walsh e O'Malley, 1997; Yalcinoz et al., 2001), quando se busca impor nas mesmas restrições como a realizada neste estudo. Na grande maioria dos casos, este procedimento implica em um aumento considerável no número de iterações, impossibilitando em certos casos o seu cálculo. Este fato demonstra a eficiência e a robustez obtida com esta abordagem quando do tratamento de problemas de fluxo de potência ótimo DC.

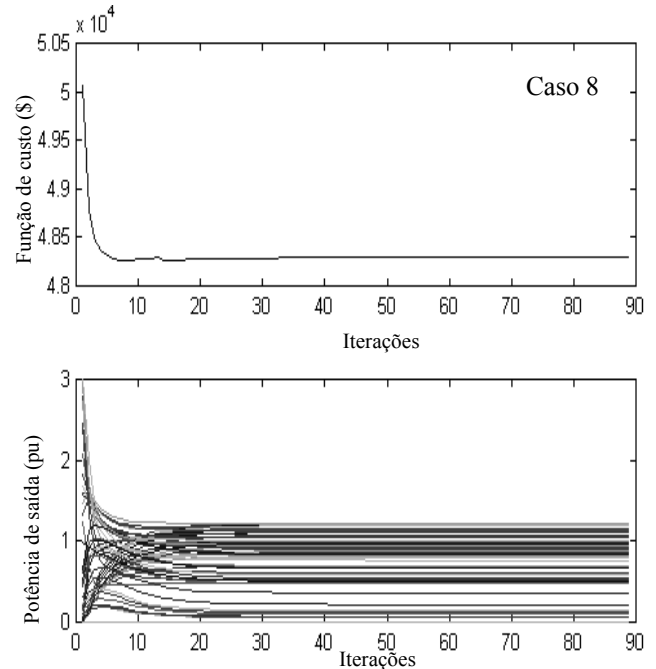


Figura 11. Solução da RHM para o Caso 8.

### 5.2.4 Caso 9

Neste caso, um estudo da influência dos parâmetros de custo é executado. Para tanto, o parâmetro  $b$  da função de custo do gerador 1 é multiplicado por 5, de modo a fazer este gerador mais caro. Assim sendo, é possível verificar como a estrutura de custo de geração afeta o despacho calculado pela abordagem de Hopfield modificada. Levando-se em consideração que a rede calcula a geração de custo mais baixa possível, e que o custo de geração da unidade 1 foi aleatoriamente escolhido a ser elevado, é plausível se esperar que o nível de geração deste gerador

seja drasticamente reduzido se comparado ao nível obtido para o Caso 6. Para que essa afirmação seja confirmada, a Tabela 9 fornece os valores de saída dos geradores selecionados, enquanto que a Figura 12 apresenta a evolução da rede neural para este caso.

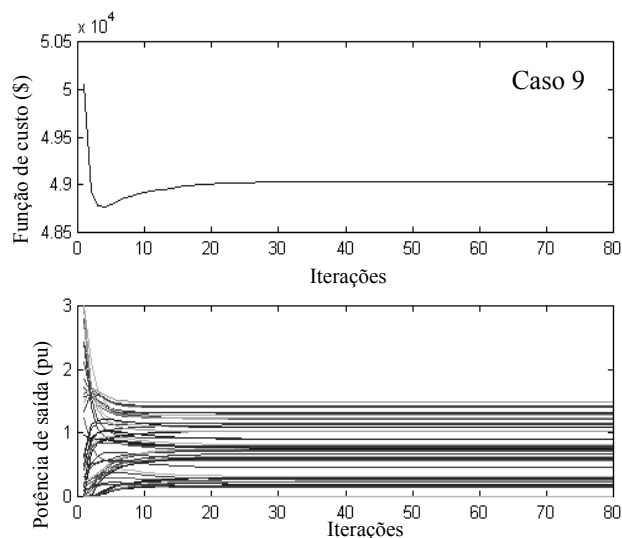


Figura 12. Solução da RHM para o Caso 9.

Através da Figura 12 observa-se que a função de custo, antes de sua estabilização, passa por um ponto de mínimo. No entanto, as restrições estruturais nesse ponto não são totalmente factíveis, o que força então a rede encontrar outra configuração que satisfaça todas as restrições impostas ao problema.

**Tabela 9. Soluções para o Caso 9.**

Gerador	Potência de saída (MW)
$P_1$	18,43
$P_8$	30,24
$P_{54}$	140,68
$P_{92}$	90,27
$P_{116}$	122,81

Analisando a Tabela 9 e comparando os valores para o gerador 1 nos casos 9 e 6, torna-se evidente que o fator custo deste gerador em questão foi preponderantemente considerado. Além disso, nota-se que os geradores próximos a  $P_1$  também tiveram fortes reduções. Esta afirmação deixa clara a interdependência da rede de transmissão interligando estes geradores.

### 5.2.5 Caso 10

Para finalizar o estudo, apresenta-se neste último caso alguns resultados obtidos em simulações com o sistema brasileiro reduzido de transmissão. Neste sistema,

composto de 810 barras, uma demanda de 36.166,6 MW deve ser suprida por 114 geradores. A RHM é então utilizada para estimar um despacho para esse sistema considerando as restrições incluídas nesta modelagem. O resultado encontrado pela rede de Hopfield modificada é ilustrado na Figura 13. Para este caso, o valor final de geração é de 36166,409 MW. Estes dados nos permitem afirmar que a rede foi capaz de respeitar fortemente as restrições físicas impostas ao sistema.

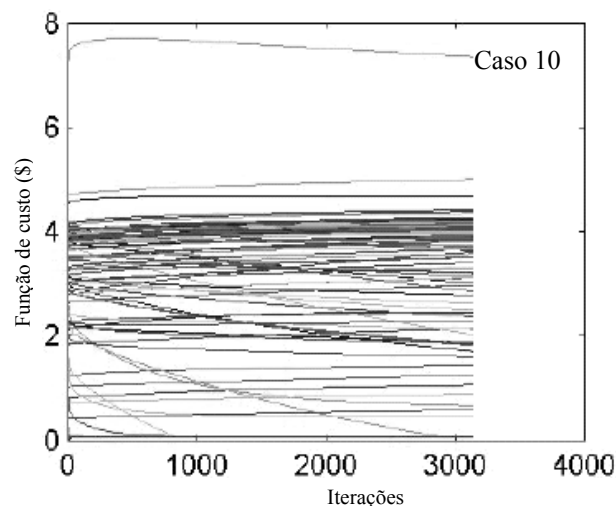


Figura 13. Solução da RHM para o Caso 10.

Além dos resultados inovadores obtidos neste caso, uma vez que não existem resultados precedentes que utilizam redes neurais em sistemas de grande porte como este, problemas relacionados à velocidade de convergência foram identificados neste último caso. Além do número de iterações ser elevado, o tempo de processamento necessário para cada iteração também esteve bastante alto. Isto deve-se ao fato de não estarmos utilizando computadores com processamento paralelo, visto que as redes neurais são intrinsecamente constituídas por elementos processadores que operam em paralelo. Apesar desses aspectos, observa-se ainda que a rede de Hopfield modificada obteve resultados eficientes e promissores mesmo quando implementadas em computadores seqüenciais, como foi o caso dos exemplos apresentados nesse artigo.

Em relação ainda ao Caso 10, o número de iterações para alcançar a solução final ficou em torno de 3120 iterações, sendo que cada iteração levou em média cerca de 0,3 segundos quando executado em computador Pentium IV de 2 GHz. Ressalta-se que neste exemplo a rede foi implementada de forma direta. A incorporação de técnicas que tratam a esparsidade de matrizes na rede podem diminuir significativamente este tempo.

Em resumo, os resultados obtidos nos 10 casos estudados indicam que a rede de Hopfield modificada é uma

ferramenta eficiente na obtenção de soluções para problemas de fluxo de potência ótimo DC. Na rede proposta, o termo de otimização e os termos de restrição são tratados em diferentes estágios. Os termos  $T^{conf}$  e  $i^{conf}$  (pertencentes a  $E^{conf}$ ) da rede de Hopfield modificada foram desenvolvidos para forçar a validação das restrições estruturais associadas com o problema abordado, e os termos  $T^{ot}$  e  $i^{ot}$  (pertencentes a  $E^{ot}$ ) foram projetados para encontrar a solução ótima associada à função custo.

Desta forma, as principais vantagens de se usar uma rede de Hopfield modificada na resolução de problemas de fluxo de potência ótimo DC são os seguintes: i) tratamento dos termos de otimização e restrição em diferentes estágios e sem qualquer interferência entre eles; ii) uso de um único termo de energia ( $E^{conf}$ ) no agrupamento de todas as restrições impostas ao problema; e iii) não necessidade de se especificar constantes de ponderação.

Nenhuma alteração na estrutura de inicialização dos parâmetros da rede foi necessária durante as simulações efetuadas nos casos apresentados. O vetor de saída da rede  $v$  foi sempre inicializado com valores aleatórios pequenos. Deve-se notar, ainda, que o aumento no número de restrições não degrada a precisão das soluções encontradas pela, mas sim demonstra a sua robustez frente aos casos estudados.

No que tange à implementação em hardware, a rede de Hopfield modificada é passível de ser implementada através da utilização de hardware analógico ou digital. No que se refere à implementação analógica, a mesma pode ser realizada utilizando a mesma sistemática adotada nas implementações originais feitas em Hopfield e Tank (1985). Utilizando esta abordagem, os neurônios da rede são modelados por amplificadores operacionais em conjunção com circuitos de realimentação constituídos por componentes eletrônicos, onde os elementos da matriz de pesos da rede são fixados através da inclusão de resistores no circuito. Torna-se válido mencionar que na implementação em hardware da RHM, a matriz de pesos  $T^{conf}$  dada em (25) é uma matriz com valores constantes, pois as restrições estruturais envolvidas ao problema são lineares. Desta forma, somente após o cálculo de  $T^{conf}$  é que seus elementos serão inseridos no circuito. Outras técnicas de implementação em hardware analógico, tais como aquelas propostas em Vazquez et al. (1990), Kennedy e Chua (1987), Chua e Lin (1984), podem também ser aplicadas para a RHM.

Alternativamente, outras tecnologias como o DSP (Digital Signal Processor) poderiam também ser utilizadas para implementar a rede de Hopfield em hardware (Muller et al., 1995; Chiaberge et al., 1998).

## 6 CONCLUSÃO

O método neural proposto neste trabalho pôde resolver de forma eficiente problemas de fluxo de potência ótimo DC. Como demonstrado na análise de casos feita através de estudos apresentados neste artigo, a rede de Hopfield modificada se mostrou globalmente estável e não necessitou de qualquer tratamento especial em sua inicialização. Resultados de simulação confirmaram a validade e a robustez da abordagem proposta.

Além de promover uma nova abordagem para problemas de despacho econômico, o algoritmo proposto apresenta as seguintes vantagens: i) grande precisão nos pontos de equilíbrio que representam as soluções dos problemas de DE; ii) inclusão dos termos de restrição em um único termo de energia, o qual é representado por  $E^{conf}(t)$ ; iii) simplicidade de implementação do problema em computadores digitais e em hardware; e iv) a não necessidade de ajuste de constantes de ponderação para os termos de otimização e restrições.

## AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem à FAPESP e ao CNPq pelo auxílio financeiro concedido. Agradecimentos especiais também aos revisores pelas valiosas sugestões.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Aiyer, S. V. B., M. Niranjan and F. Fallside (1990). A theoretical investigation into the performance of the Hopfield Model. *IEEE Transactions on Neural Networks*, **1**, 204-215.
- Bazaraa, M. S. and C. M. Shetty (1979). *Nonlinear Programming*. John Wiley & Sons, New York.
- Chen, Y. H. and S. C. Fang (1998). Solving convex problems with equality constraints by neural networks. *Computers Math. Applic.*, **36**, pp. 41-68.
- Chiaberge, M., E. Miranda and L. Reyneri (1998). A hybrid digital neuro-fuzzy board for control of complex systems. *Proc. of the 1998 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 2, 1904-1909.
- Chowdhury, B. H. and S. Rahman (1990). A review of recent advances in economic dispatch. *IEEE Trans. Power Systems*, **5**, 1248-1257.
- Chua, L. O. and G. -N. Lin (1984). Nonlinear programming without computation. *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, **CAS-31**, 182-188.
- Elgerd, O. I. (1970). *Electric Energy Systems Theory: an Introduction*. McGraw-Hill, London.

- Happ, H. H. (1977). Optimal power dispatch - a comprehensive survey. *IEEE Trans. Power Apparatus and Syst.*, **PAS-96**, 841-854.
- Hopfield, J. J. (1984). Neurons with a graded response have collective computational properties like those of two-state neurons. *Proc. of the National Academy of Science*, **81**, 3088-3092.
- Hopfield, J. J. and D. W. Tank (1985). 'Neural' computation of decisions in optimization problem. *Biological Cybernetics*, **52**, 141-152.
- Jiang, A. and S. Ertem (1995). Economic dispatch with non-monotonically increasing incremental cost units and transmission system losses. *IEEE Trans. Power Systems*, **10**, 891-897.
- Kennedy, M. P. and Chua, L. O. (1987). Unifying the Tank and Hopfield linear programming circuit and the canonical nonlinear programming circuit of Chua and Lin. *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, **34**, 210-215.
- Muller, U. A., A. Gunzinger and W. Guggenbuhl (1995). Fast Neural net simulation with a DSP processor array. *IEEE Transactions on Neural Networks*, **6**, 203-213.
- Park, J. H., Y. S. Kin, I. K. Eom and K. Y. Lee (1993). Economic load dispatch for piecewise quadratic cost function using Hopfield neural network. *IEEE Trans. Power Systems*, **8**, 1030-1038.
- Sepulveda, C. A. R., M. Herrera (2000). A Solution to the Economic Dispatch Problem Using Decision Trees. *Electric Power Systems Research*, **56**, pp. 255-259.
- Silva, I. N. and L. Nepomuceno (2001). An efficient neural approach to economic load dispatch in power systems, 2000 *IEEE PES Summer Meeting*, Vancouver, Canada.
- Silva, I. N., L. V. R. Arruda and W. C. Amaral (2000). A modified Hopfield architecture for solving nonlinear programming problems with bounded variables. *Neural Network World*, **10**, 713-722.
- Su, C. -T. and G. -J. Chiou (1997a). A fast-computation Hopfield method to economic dispatch of power systems. *IEEE Trans. Power Systems*, **12**, 1759-1764.
- Su, C. -T. and G. -J. Chiou (1997b). An Enhanced Hopfield Model for Economic Dispatch Considering Prohibited Zones. *Electric Power Systems Research*, **42**, 71-76.
- Vázquez, A. R., Castro, R. D., Rueda, A., Huertas, J. L. (1990). Nonlinear switched-capacitor 'neural' networks for optimization problems. *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, **37**, 384-397.
- Walsh, M. P. and M. J. O'Malley (1997). Augmented Hopfield network for unit commitment and economic dispatch. *IEEE Trans. Power Systems*, **12**, 1765-1774.
- Wong, K. P. and K. Doan (1992). A recursive economic dispatch algorithm for assessing the costs of thermal generator schedules. *IEEE Trans. Power Syst.*, **7**, 577-583.
- Wood, A. J. and B. F. Wollenberg (1984). *Power Generation, Operation and Control*. John Wiley & Sons, New York.
- Yalcinoz, T. and M. J. Short (1998). Neural Networks Approach for Solving Economic Dispatch Problem with Transmission Capacity Constraints. *IEEE Trans. Power Systems*, **13**, 307-313.
- Yalcinoz, T., B. J. Cory and M. J. Short (2001). Hopfield neural network approaches to economic dispatch problems. *Electrical Power and Energy Systems*, **23**, 435-442.