
UMA METODOLOGIA PARA O CONTROLE DE SEGURANÇA DINÂMICA DE SISTEMAS DE ENERGIA ELÉTRICA

Carlos R. Minussi

Walmir de Freitas Filho

UNESP - Departamento de Engenharia Elétrica
Av. Brasil, 56 15385-000 Ilha Solteira - Brasil

Resumo: Apresenta-se neste trabalho um algoritmo para o controle de segurança de Sistemas de Energia Elétrica, utilizando-se ação de controle tipo redespacho de geração, determinado através da análise de sensibilidade (modelo linearizado) e otimização via redes neurais. O modelo é desenvolvido levando-se em conta os aspectos dinâmicos da rede, ou seja, a estabilidade transitória. A metodologia de controle preventivo é desenvolvida através da análise de sensibilidade da margem de segurança com relação a potência mecânica das máquinas síncronas do sistema. A potência a ser realocada em cada máquina é determinada através de Redes Neurais. A rede neural utilizada neste trabalho é do tipo Hopfield. Estas redes são circuitos elétricos dedicados que simulam o conjunto de restrições e a função objetivo de um problema de otimização. A vantagem da utilização destas redes, a princípio, é a maior velocidade na obtenção das soluções se comparadas aos algoritmos convencionais de otimização, tendo em vista, principalmente, a grande razão de convergência do processo e a facilidade de paralelização do método. Como forma de ilustração da metodologia proposta, apresenta-se uma aplicação considerando-se um Sistema multi-máquinas.

Abstract: This work presents an algorithm for the security control of electric power systems using control actions like generation reallocation, determined by sensitivity analysis (linearized model) and optimization by neural networks. The model is developed taking into account the dynamic network aspects. The preventive control methodology is developed by means of sensitivity analysis of the security margin related with the mechanical power of the system synchronous machines. The reallocation power in each machine is determined using neural networks. The neural network used in this work is of Hopfield type. These networks are dedicated electric circuits which simulate the constraint set and the objective function of an optimization problem. The advantage of using these networks is the higher speed in getting the solutions when compared to conventional optimization algorithms due to the great convergence rate of the process and the facility of the method parallelization. Then, the objectives are: formulate and investigate these networks implementations in determining. The generation reallocation in digital computers. Aiming to illustrate the proposed methodology an application considering

a multi-machine system is presented.

1 - INTRODUÇÃO

A análise de estabilidade transitória é um dos principais estudos realizados em SEE (Sistemas de Energia Elétrica). Trata-se de um procedimento que visa avaliar os efeitos provocados por perturbações que proporcionam grandes excursões nos ângulos das máquinas síncronas, *e.g.*, curto-circuito, saída / entrada de operação de equipamentos elétricos. Neste caso, o modelo do sistema é descrito por um conjunto de equações algébricas e diferenciais não-lineares.

O comportamento não-linear destes SEE exige permanente análise de seus desempenhos frente à ocorrência de defeitos (contingências). Nos casos instáveis e / ou havendo violação do limite de capacidade dos equipamentos, faz-se necessária a adoção de medidas que possibilitem conduzir o sistema ao estado seguro, sendo esta atividade definida como controle de segurança ou controle preventivo. Os métodos para controle de segurança dinâmica são recentes – surgiram há pouco mais de 15 anos – sendo que o número de publicações disponíveis é ainda pequeno (Xue *et alii*, 1989; Vittal *et alii*, 1989; Fonseca e Minussi, 1990; Fouad e Jianzhong, 1993; Chadalavada e Vittal, 1994; Decker e Castro, 1996).

Este trabalho tem por objetivo o desenvolvimento de um modelo para o controle de segurança, considerando-se contingências tipo curto-circuito. Para a realização do controle de segurança dinâmica, é necessário, *a priori*, analisar a estabilidade transitória do sistema, a qual pode ser efetuada por simulação. As técnicas para simulação são precisas e não apresentam restrições quanto ao tipo do modelo empregado. Necessitam, todavia, da participação de um especialista no processo de análise, o que eleva consideravelmente o custo computacional. Além disto, não é fácil determinar o nível de estabilidade / instabilidade do sistema associado à contingência sob análise. O MDL (Método Direto de Liapunov), por outro lado, permite que se analise a estabilidade de forma sistematizada, com tempo de cálculo competitivo e com resultados considerados satisfatórios, quando se considera o modelo clássico (Ribbens-Pavella e Murthy, 1994).

Uma das suposições para a sustentação do emprego do modelo clássico refere-se à consideração das cargas do sistema representadas por impedâncias constantes, permitindo, deste modo, "eliminar" todas as barras de cargas, resultando num modelo reduzido às barras internas de geração. Neste caso,

Artigo submetido em 04/07/97

1a. Revisão em 17/10/97; 2a. Revisão em 14/01/98

Aceito sob recomendação do Ed. Cons. Prof.Dr. Jorge Coelho

pode-se expressar a potência elétrica em função somente das interações entre máquinas. Estas interações podem ser tratadas, basicamente, preservando-se a topologia da rede e, ainda, por redução às barras internas de geração. Vários trabalhos foram desenvolvidos tratando o problema, via preservação da topologia da rede, tanto em análise como em controle de segurança. Neste trabalho, adota-se o modelo reduzido às barras internas de geração, tendo em vista a maior simplicidade do equacionamento e, principalmente, com relação as matrizes de admitâncias nodais reduzidas (sob e pós-falta), as quais são determinadas de modo simples e rápido, se comparadas à abordagem através da preservação da topologia.

A metodologia de controle preventivo é desenvolvida através da análise de sensibilidade da margem de segurança com relação a potência mecânica das máquinas síncronas do sistema. A margem de segurança, expressa em função da energia total, pode ser interpretada como uma medida de “distância” em relação à condição de instabilidade do sistema. A potência a ser redespachada, em cada máquina, é determinada através de Redes Neurais.

O cérebro humano é uma estrutura complexa, constituído por interligações de bilhões de neurônios. Apresenta grande habilidade para armazenar, representar, recuperar e manipular dados do tipo imagens, sensações, raciocínio, entre outras funções especializadas. Com isto, é possível executar tarefas complexas como visão, fala, recuperação de informação, reconhecimento de padrão contendo ruído ou dados distorcidos, tarefas estas difíceis ou talvez impossíveis de serem realizadas por rotinas convencionais em computadores digitais. Em vista disto, especialistas em neurobiologia, neurofisiologia, psicologia, matemática, engenharia, lingüística, entre outros, têm dedicado esforços no sentido de estudar e formular teorias acerca de como funciona o cérebro, visando, como conseqüência, desenvolver dispositivos que possam imitar a inteligência humana. Surgiu, então, a área de conhecimento chamada Redes Neurais Artificiais (RNA) que trata de concepções em *hardware* e / ou *software* que exibem capacidade de aprender com a experiência. A neurocomputação surgiu, basicamente, em 1943, através da proposição de um neurônio artificial por McCulloch e Pitts (1943). A partir deste modelo foram desenvolvidas várias concepções de RNA, porém, os resultados eram pouco significativos. Somente após os anos 70 é que houve considerável avanço, principalmente, com o advento do algoritmo B-P (*Back-Propagation*) (Werbos, 1974), da R-H (Rede de Hopfield) (Hopfield, 1982), sobretudo, pelo avanço da microeletrônica a partir dos anos 80 que permitiu a idealização de estruturas em *hardware* de modo eficiente.

A rede neural a ser utilizada neste trabalho é do tipo Hopfield (Hopfield, 1982). Chua e Lin (1984) propuseram um circuito para programação não-linear baseado na idéia da rede de Hopfield. Vários trabalhos foram desenvolvidos a partir desta concepção (Kennedy e Chua, 1988, Sasaki *et alii*, 1992; Sendaula *et alii*, 1993, Wang, 1993). Estas redes são circuitos elétricos dedicados que simulam o conjunto de restrições e a função objetivo de um problema de otimização. A vantagem da utilização destas redes, a princípio, é a maior velocidade na obtenção das soluções, se comparadas aos algoritmos convencionais de otimização, tendo em vista, principalmente, a grande razão de convergência do processo e a facilidade de paralelização do método (Takefuji, 1992). Os objetivos são a formulação e investigação do emprego destas redes na determinação do redespacho de geração, de modo ótimo, através da simulação em computador digital.

2 - MODELO DO SISTEMA

O modelo da dinâmica do sistema de Energia Elétrica, expresso em função de ângulos / velocidades das máquinas síncronas referidos ao CA (Centro de Ângulos), constitui-se na melhor formulação quando se consideram as condutâncias de transferência – representação do efeito das perdas e cargas ativas do sistema no modelo reduzido às barras internas de geração – tendo em vista que durante o transitório eletromecânico, cada máquina síncrona absorve as variações da carga total do sistema proporcionalmente às suas inércias. Esta representação é, certamente, mais plausível do ponto de vista físico (Athay *et alii*, 1979).

Considerando-se, por conseguinte, um Sistema de Energia Elétrica composto por n máquinas síncronas, o comportamento dinâmico da i-ésima máquina (referida ao CA) é descrito pela seguinte equação diferencial – equação de oscilação da máquina síncrona (Athay *et alii*, 1979; Pai 1981):

$$M_i \ddot{\theta}_i - P_i(\theta) = 0, \quad i \in N \quad (1)$$

sendo:

$$P_i(\theta) = P_{m_i} - P_{e_i} - (M_i \text{PCOA}) / MT; \quad (2)$$

$$M_i = 2 H_i / \omega_s;$$

$$\omega_s \triangleq \text{velocidade síncrona}$$

$$= 2\pi f_0;$$

$$H_i = \text{constante de inércia (s);}$$

$$f_0 = \text{frequência nominal do sistema (Hz);}$$

$$\theta_i \triangleq \text{ângulo do rotor da i-ésima máquina síncrona referida ao CA (rad. elét.)}$$

$$= \delta_i - \delta_0;$$

$$\delta_i = \text{ângulo do rotor da i-ésima máquina síncrona medida com relação a uma máquina que gira à velocidade síncrona (rad. elét.);}$$

$$\delta_0 = \sum_{j \in N} M_j \delta_j;$$

$$P_{m_i} = \text{potência mecânica de entrada (pu);}$$

$$P_{e_i} = \text{potência elétrica de saída (pu);}$$

$$\text{PCOA} \triangleq \text{potência acelerante do CA}$$

$$= \sum_{j \in N} (P_{m_j} - P_{e_j});$$

$$MT = \sum_{j \in N} M_j;$$

$$N = \text{conjunto de índices que compõem o sistema}$$

$$\triangleq \{1, 2, \dots, n\}.$$

A potência elétrica (Pe) pode ser expressa por (Anderson e Fouad, 1977; Athay *et alii*, 1994; 1996; Pai, 1981):

$$P_{e_i} = \sum_{j \in N, j \neq i} (C_{ij} F_{ij} + D_{ij} H_{ij}) + E_i^2 G_{ii} \quad (3)$$

sendo:

$$E_m = \text{tensão interna da m-ésima máquina síncrona;}$$

$$C_{ij} = E_i E_j B_{ij};$$

$$D_{ij} = E_i E_j G_{ij};$$

$$F_{ij} = \text{sen } \theta_{ij};$$

$$H_{ij} = \text{cos } \theta_{ij}.$$

Os parâmetros G_{ij} e B_{ij} são definidos como sendo condutância e susceptância de transferência, respectivamente. Estes parâmetros são, respectivamente, as partes real e imaginária da matriz de admitância de barra (Pai, 1981; Kundur, 1994; Ribbens-Pavella e Murthy, 1994):

$$\mathbf{Y}_{RED} \triangleq \mathbf{Y}_{gg} - \mathbf{Y}_{gc} \mathbf{Z} \mathbf{Y}_{cg} \quad (4)$$

sendo: $\mathbf{Z} = (\mathbf{Y}_{cc})^{-1}$.

As sub-matrizes \mathbf{Y}_{gg} , \mathbf{Y}_{gc} , \mathbf{Y}_{cc} e \mathbf{Y}_{cg} da matriz de admitância de barra – incluídas as barras internas de geração – são definidas por (Pai, 1981; Kundur, 1994; Ribbens-Pavella e Murthy, 1994):

$$\mathbf{Y}_{barra} \triangleq \begin{bmatrix} \mathbf{Y}_{gg} & \mathbf{Y}_{gc} \\ \mathbf{Y}_{cg} & \mathbf{Y}_{cc} \end{bmatrix} \quad (5)$$

Os índices (g) e (c) denotam barras de geração e de cargas, respectivamente. As matrizes \mathbf{Y}_{RED} , referentes às configurações de falta e pós-falta, podem ser obtidas da seguinte forma (Minussi, 1993; Minussi e Freitas Filho, 1996):

$$\mathbf{Y}_{RED} \triangleq [\mathbf{Y}_{REDij}] = \begin{cases} (z_{ij}^a + \Psi_{ij} - j X'di) / X'di^2, & i = j \\ (z_{ij}^a + \Psi_{ij}) / (X'di X'dj), & i \neq j \end{cases} \quad (6)$$

O parâmetro Ψ_{ij} , para cada uma das configurações, vale:

- **Configuração Pós-Falta** : saída de uma linha de transmissão α com nós terminais (μ, γ) (Minussi, 1993):

$$\Psi_{ij} = \frac{Y\alpha^a (z_i\mu^a z_j\mu^a + z_i\gamma^a z_j\gamma^a - z_i\mu^a z_j\mu^a - z_i\gamma^a z_j\gamma^a)}{(1 - Y\alpha \lambda\alpha^a)} \quad (7)$$

- **Configuração de Falta** : curto-circuito trifásico sólido em uma barra de índice β (Minussi, 1993):

$$\Psi_{ij} = -z_i\beta^a z_j\beta^a / (z\beta\beta^a) \quad (8)$$

sendo:

- $Y\alpha$ = admitância da linha de transmissão α a ser removida;
- z_{ij} = elemento (i, j) da matriz \mathbf{Z} ;
- $\lambda\alpha$ = $z\mu\mu^a + z\gamma\gamma^a - 2 z\mu\gamma^a$.

Os índices (a), (d) e (p) referem-se às configurações pré-falta, de falta e pós-falta, respectivamente. Ressalta-se que as equações (6), (7) e (8) são expressões exatas para o cálculo de \mathbf{Y}_{RED}^d e \mathbf{Y}_{RED}^p . A determinação destas matrizes é efetuada de modo eficiente, em termos de rapidez e precisão, se comparada com o procedimento convencional (equação (4)). O tempo de cálculo, neste caso, é inferior a 3% do procedimento convencional, com redução ainda maior para sistemas de grande porte.

3 - ANÁLISE DE ESTABILIDADE TRANSITÓRIA

O diagnóstico da estabilidade transitória de SEE, considerando-se uma contingência de índice r , pode ser efetuado utilizando-se o critério da margem de segurança (Athay *et alii*, 1979; Fonseca e Decker, 1985; Fonseca e Minussi, 1990; Pai, 1981):

$$M_r = (\text{Ecrit}_r - \text{Ee}_r) / \text{Ecrit}_r \quad (9)$$

sendo:

Ecrit_r = energia total crítica do sistema;

Ee_r = energia total do sistema avaliada no instante de eliminação do defeito (te).

A energia crítica (Ecrit), assim como o tempo crítico (tcrit), poderão ser determinados através do método SLEP (Superfície Limite de Energia Potencial) (Athay *et alii*, 1979; Fonseca e Decker, 1985), ou por outro procedimento que apresente um resultado similar, principalmente com relação a precisão.

Ressalta-se que quando são consideradas as condutâncias de transferência, a expressão (2) não se caracteriza como uma força potencial (Minussi, 1993), conseqüentemente, não é possível determinar uma função energia potencial do sistema – representada pela primeira integral do movimento – que se constitui como dependente do caminho de integração. Porém, por abuso de linguagem, neste trabalho, o termo Energia Total do Sistema será utilizado sempre que houver referência à função tipo energia. Por conseguinte, a energia total, relativa ao sistema (1), é dada por (Athay *et alii*, 1979; Fonseca e Decker, 1985; 1990; Pai, 1981):

$$E(\theta, \omega) = E_c(\omega) + E_p(\theta) \quad (10)$$

sendo:

$$\begin{aligned} E_c(\omega) &= \text{energia cinética} \\ &= 1/2 \sum_{i \in N} M_i \omega_i^2 \end{aligned} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} E_p(\theta) &= \text{energia potencial} \\ &= - \sum_{i \in N} \int_{\theta_i^p}^{\theta_i} P_i(\theta_i) d\theta_i \end{aligned} \quad (12)$$

Então, a estabilidade transitória para a r -ésima contingência pode ser avaliada, via margem de segurança, da seguinte forma (Fonseca e Decker, 1985; Fonseca e Minussi, 1990):

- se $M_r \geq 0$, o sistema é considerado **estável**, do ponto de vista da estabilidade transitória;
- se $M_r < 0$, o sistema é considerado **instável**, do ponto de vista da estabilidade transitória.

Definição 1. Margem de segurança do Sistema é definido como sendo (Fonseca e Minussi, 1993):

$$M = \text{Min}_r (M_r) \quad (13)$$

4 - CONTROLE DE SEGURANÇA DINÂMICA

Considerando-se uma lista composta por S contingências, a margem de segurança do sistema (Definição 1) deve satisfazer a seguinte relação (Fonseca e Minussi, 1993; Minussi, 1993; Minussi e Freitas Filho, 1996):

$$M \geq M_{\min} \quad (14)$$

sendo:

M_{\min} = limite mínimo da margem de segurança do sistema (> 0).

As ações de controle devem promover modificações nas margens de segurança, tais que, as seguintes relações sejam satisfeitas (Fonseca e Minussi, 1993; Minussi, 1993; Minussi e Freitas Filho, 1996):

$$M_r^0 + \Delta M_r = M_{\min}, r = 1, 2, \dots, S \quad (15)$$

sendo:

M_r = margem de segurança referente à r -ésima contingência.

A mudança (ΔM_r) necessária à correção da margem de segurança – em função dos ângulos de equilíbrio pré-falta – pode ser estimada através da teoria de sensibilidade, de primeira ordem, por (Fonseca e Minussi, 1993; Minussi, 1993; Minussi e Freitas Filho, 1996):

$$\Delta M_r \cong \langle \partial M_r / \partial \theta^a, \Delta \theta^a \rangle \quad (16)$$

sendo:

$\partial M_r / \partial \theta^a$ = sensibilidade da margem de segurança relativa aos ângulos de equilíbrio pré-falta, cujo cálculo encontra-se no apêndice A.

$\Delta \theta^a$ = vetor correspondente à mudança nos ângulos de equilíbrio pré-falta referidas ao CA.

Para pequenos desvios angulares, utiliza-se uma relação entre a variação da potência mecânica e a variação dos ângulos pré-falta, da seguinte forma (Fonseca e Minussi, 1993; Minussi e Freitas Filho, 1996):

$$\Delta \mathbf{Pm} = \mathbf{H}^a \Delta \theta^a \quad (17)$$

sendo:

\mathbf{H}^a = matriz Jacobiana do segundo membro de (3) (equação de equilíbrio) com relação a θ^a .

Observa-se que a matriz \mathbf{H}^a é singular, isto porque os elementos de cada linha desta matriz são linearmente dependentes, conseqüentemente, não é possível expressar $\Delta \theta^a$ em função de $\Delta \mathbf{Pm}$. Para resolver este problema, adota-se um dos ângulos como referência do sistema. Assim, a equação (16), em função da mudança da potência mecânica e adoção da k -ésima máquina como referência, é dada por (Fonseca e Minussi, 1993; Minussi e Freitas Filho, 1996):

$$\Delta M_r \cong \langle \partial M_r / \partial \mathbf{Pm}, \Delta \mathbf{Pm} \rangle = M_{\min} - M_r^0 \quad (18)$$

sendo:

$$\partial M_r / \partial \mathbf{Pm} = [(\mathbf{HEQ}^a)^{-1}]^T (\partial M_r / \partial \theta^a - \partial M_r / \partial \theta_k^a \mathbf{T})$$

$$\mathbf{HEQ}^a = \mathbf{A}^a - \mathbf{H}_k^a \mathbf{T}^T \quad (19)$$

\mathbf{A}^a = matriz \mathbf{H}^a excluídas a k -ésima linha e a k -ésima coluna

$$\mathbf{H}_k^a = [H_{1,k}^a \ H_{2,k}^a \ \dots \ H_{k-1,k}^a \ H_{k+1,k}^a \ \dots \ H_{n,k}^a]^T$$

$$\partial M_r / \partial \theta^a = [\partial M_r / \partial \theta_1^a \ \partial M_r / \partial \theta_2^a \ \dots \ \partial M_r / \partial \theta_{k-1}^a \ \partial M_r / \partial \theta_{k+1}^a \ \dots \ \partial M_r / \partial \theta_n^a]^T$$

$$\mathbf{T} = [M_1/M_k \ M_2/M_k \ \dots \ M_{k-1}/M_k \ M_{k+1}/M_k \ \dots \ M_n/M_k]^T$$

5 - REDESPACHO DE GERAÇÃO VIA REDES NEURAIS

A divisão da carga total do sistema, em cada unidade geradora, é geralmente determinada através de despacho econômico, visando, deste modo, fornecer energia a um menor custo. Este perfil de geração deve ser preservado, exceto quando houver deterioração do nível de segurança do sistema (Fonseca e Minussi, 1990). Neste caso, deve-se determinar outra solução para a qual as condições de segurança do sistema

sejam atendidas, por exemplo, através do problema de otimização – maximizando ou minimizando algum critério preestabelecido, sujeito às restrições inerentes do sistema, que são: limitação física dos equipamentos elétricos, perfil de tensão, balanço de potência, etc. e, ainda, as restrições de segurança. Enfatiza-se que o controle de segurança dinâmica pode ser resolvido de modo semelhante ao problema baseado em critérios estáticos, incluindo-se as equações (18) (relativas à segurança) como restrições. O controle de segurança dinâmica, através da realocação de geração, pode ser realizado mediante a solução do seguinte problema de otimização:

$$\text{Minimizar FO} = f(\Delta \mathbf{Pm}) \quad (20)$$

sujeito a:

1. Restrições de Estabilidade Transitória

$$\langle \partial M_r / \partial \mathbf{Pm}, \Delta \mathbf{Pm} \rangle = M_{\min} - M_r, r = 1, 2, \dots, S \quad (21)$$

2. Restrição de Balanço de Potência

$$\sum \Delta \mathbf{Pm}_i = 0 \quad (22)$$

$i \in N$

3. Restrições Referentes à Limitação Física dos Equipamentos

$$\Delta \mathbf{Pm}_{\min i} \leq \Delta \mathbf{Pm}_i \leq \Delta \mathbf{Pm}_{\max i}, i \in N \quad (23)$$

sendo:

f = função escalar linear ou não linear;

$$\Delta \mathbf{Pm}_{\min i} = \mathbf{Pm}_i^0 - \mathbf{Pm}_{\min i};$$

$$\Delta \mathbf{Pm}_{\max i} = \mathbf{Pm}_{\max i} - \mathbf{Pm}_i^0;$$

$\mathbf{Pm}_{\min i}, \mathbf{Pm}_{\max i}$ = limites inferior e superior da potência mecânica, respectivamente;

\mathbf{Pm}_i^0 = potência mecânica referente ao estado inicial de operação da i -ésima máquina síncrona.

4. Restrições Referentes à Capacidade da Rede Elétrica.

Otimização é um procedimento básico utilizado em vários campos do conhecimento humano, a qual visa a obtenção de soluções ótimas (minimização / maximização) de problemas com e sem restrições. Muitos métodos têm sido propostos na literatura para a sua solução. Uma alternativa, em otimização, consiste no desenvolvimento de circuitos especiais que simulem tanto a função objetivo como o conjunto de restrições, compondo um arranjo complexo de interligações de neurônios, constituindo, por conseguinte, uma rede neural (Chen, 1996; Simpson, 1989; Wasserman, 1989; Widrow e Lher, 1990). A vantagem da utilização destas redes refere-se à maior velocidade na obtenção das soluções, se comparadas aos algoritmos convencionais de otimização. Apresenta, ainda, grande razão de convergência do processo e, também, facilidade de paralelização do método (Takefuji, 1992).

Uma formulação geral do problema pode ser colocada na seguinte forma:

- minimizar uma função escalar:

$$f(\mathbf{x}) \quad (24)$$

sujeito às restrições:

$$\mathbf{h}(\mathbf{x}) \geq 0 \quad (25)$$

sendo: $\mathbf{x} = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ \dots \ x_n]^T$.

Redes neurais utilizadas em otimização são, em sua maioria, destinadas ao tratamento da programação não-linear. A programação linear constitui-se num caso especial do problema não-linear. Considerando-se que as restrições do problema abordado neste trabalho (equações (21)–(23)) são lineares e, com a

função objetivo podendo ser modelada como linear, apresentar-se-á, a seguir, a formulação do problema de otimização através de uma rede neural para a determinação de soluções por programação linear (Wang, 1993). O problema pode ser formulado como (Wang, 1993):

$$\bullet \text{ minimizar} \quad : \mathbf{c}^T \mathbf{v} \quad (26)$$

$$\text{sujeito às restrições} \quad : \mathbf{L}\mathbf{v} = \mathbf{b} \quad (27)$$

$$0 \leq v_i \leq v_{\max} \quad (28)$$

sendo: v_{\max} = limite superior da variável v_i

\mathbf{c} = vetor custo.

A equação (27) corresponde às restrições de igualdades e, feita as devidas manipulações matemáticas, também às restrições de desigualdades. A equação (26) é a função objetivo a ser minimizada. As equações (27) e (28) definem uma região factível poliedral em um espaço n-dimensional. Este problema pode ser resolvido utilizando-se uma rede neural tipo Hopfield (Hopfield, 1982), como proposto por Wang (1993), utilizando-se n neurônios. A variável v_i está relacionada com a saída deste neurônio, tipo Mc-Culloch-Pitts (1943), com função de ativação sigmoideal (Werbos, 1974; Simpson, 1989; Wasserman, 1989; Widrow e Lehr, 1990), cujos valores de saída estão compreendidos entre 0 e v_{\max} . A rede neural proposta por Wang (1993), para a solução do problema de programação linear, composta por n neurônios, é mostrada na figura 1.

A equação dinâmica da rede apresentada na figura 1 é descrita pelo seguinte sistema de equações diferencial e algébrica (Wang, 1993):

$$\dot{\mathbf{u}}(t) = -\rho \mathbf{L}^T \mathbf{L} \mathbf{v}(t) + \rho \mathbf{L}^T \mathbf{b} - \kappa \exp(-\eta t) \mathbf{c} \quad (29)$$

$$v_i(t) = v_{\max} / \{ 1 + \exp[-\phi u_i(t)] \}. \quad (30)$$

sendo: ρ , κ e η são parâmetros escalares positivos;

t = tempo.

A equação (30) representa a função sigmóide com amplitude v_{\max} e inclinação ϕ , em que a entrada e saída são, respectivamente, u e v .

Os pesos da rede neural são definidos a partir da estrutura do problema de programação linear, estabelecida pelas equações (26)–(28), do seguinte modo (Wang, 1993):

$$\bullet \text{ Matriz de Pesos} : \mathbf{W} = -\rho \mathbf{L}^T \mathbf{L} \quad (31)$$

$$\bullet \text{ Pesos Bias} : \Phi(t) = \rho \mathbf{L}^T \mathbf{b} - \kappa \exp(-\eta t) \mathbf{c} \quad (32)$$

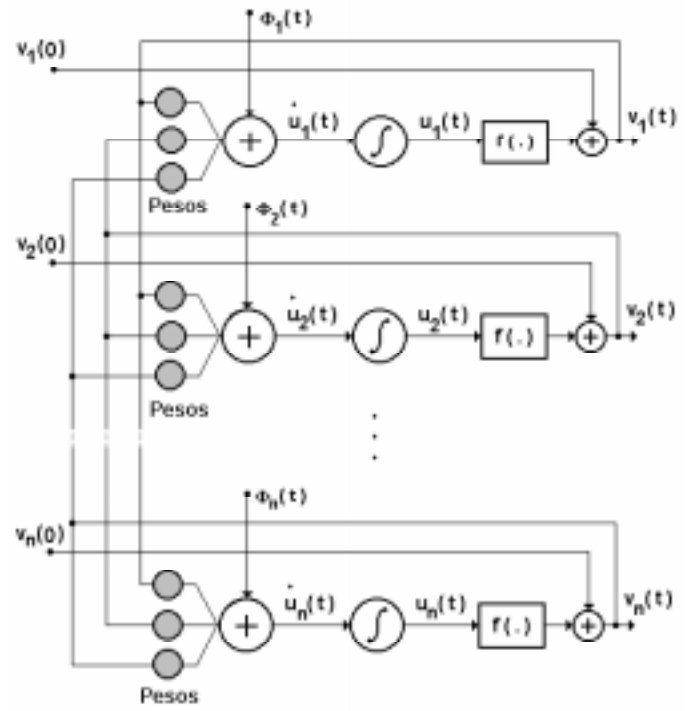


Figura 1. Esquema da rede neural.

Assim, dadas as condições iniciais do problema, o vetor saída – definido em função do estado do sistema – deverá evoluir para um ponto de equilíbrio que corresponde à solução do problema. Este mecanismo consiste em "forçar" o atendimento das restrições e minimizar a função objetivo (Wang, 1993). Em razão do termo decaimento no vetor peso *bias* ($\Phi(t)$) esta rede neural recorrente é um sistema dinâmico variante no tempo. Como mencionada anteriormente, esta rede neural pode ser implementada através do desenvolvimento de circuitos dedicados (Chua e Lin, 1984; Kennedy e Chua, 1988; Wang, 1993). O objetivo deste trabalho é similar, em computadores digitais, uma rede neural que possibilite resolver o problema do controle de segurança dinâmica, como mostrado nas equações (20)–(23).

O sistema dinâmico definido pelas equações (29) e (30) é não-linear. Um estudo da estabilidade da rede, com a referida estrutura, foi efetuado por Wang (1993), através da teoria de estabilidade de Lyapunov. O autor utilizou uma função de Lyapunov tipo energia. Portanto, a rede fica perfeitamente descrita por superfícies de energia. Então, a partir de uma condição inicial $\mathbf{v}(0)$, representando um ponto sobre esta superfície, a trajetória do sistema evoluirá, a cada instante, se estável, para níveis de energia mais baixos até atingir um ponto de equilíbrio. Em vista disto, para que esta rede atenda os objetivos propostos – obtenção de uma solução ótima – é necessário demonstrar que a rede é assintoticamente estável e que o ponto de equilíbrio encontrado seja um ponto mínimo global. Desta forma, a seguir, tratar-se-á deste estudo, incluindo a estabilidade da rede neural recorrente, a factibilidade e otimalidade das soluções.

Teorema 1. A rede neural recorrente descrita pelas equações (29) e (30) é assintoticamente estável, ou seja, $\forall \mathbf{v}(0) \in V \exists \mathbf{v}^* \in V$, tal que:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \mathbf{v}(t) = \mathbf{v}^*$$

sendo:

\mathbf{v}^* = o estado (ponto de equilíbrio) estável;

V = espaço de estado.

Teorema 2. O ponto de equilíbrio da rede neural (29)–(30) é uma solução factível do problema de programação linear, definido pelas equações (26)–(28), ou seja, $\mathbf{v}^* \in \mathbf{V}^*$.

A demonstração dos Teoremas 1 e 2 encontram-se na referência Wang (1993).

De acordo com os Teoremas 1 e 2, a estabilidade assintótica da rede neural recorrente (equações (29) e (30)) implica na factibilidade da solução (ponto de equilíbrio que é dado por $\mathbf{L} \mathbf{v}^* = \mathbf{b}$). Neste caso, o conjunto de restrições encontra-se satisfeito. Deve-se destacar que uma solução factível não é necessariamente uma solução ótima. Contudo, os parâmetros ρ , κ , η e ϕ , todos positivos, podem ser arbitrados de tal modo que o sistema tenha evolução assintótica na direção de uma solução ótima, a princípio, para qualquer condição inicial $\mathbf{v}(0)$.

Os parâmetros ρ e $\kappa \exp(-\eta t)$ são penalidades sobre o conjunto de restrições e função objetivo, respectivamente. Então, para que a trajetória do sistema evolua para um ponto mínimo global (solução ótima), faz-se necessário priorizar a função objetivo, através de uma "escolha" adequada dos referidos parâmetros.

A função $d\mathbf{v}(t)/dt$ pode ser calculada a partir da equação (30):

$$\dot{v}_i(t) = q_i u_i \quad (33)$$

sendo:

$$q_i \triangleq \partial v_i(t) / \partial u_i = \phi v_i(t) (v_{\max} - v_i(t)) / v_{\max}, \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (34)$$

$$0 \leq q_i \leq q_{\max}$$

$$q_{\max} = \text{máximo valor de } q_i.$$

A equação (33) é o i -ésimo componente do vetor $d\mathbf{v}/dt$. O parâmetro q_{\max} é determinado a partir da equação de q_i (equação (34)), tomando-se $u_i = 0$ e $v_i = v_{\max} / 2$:

$$q_{\max} = \phi v_{\max} / 4.$$

A partir da equação (33), considerando-se que $q_{\max} = \phi v_{\max} / 4$, pode-se, então, expressar $d\mathbf{v}(t)/dt$ por:

$$\dot{\mathbf{v}}(t) \leq \mathbf{f}(\mathbf{v}, t) \quad (35)$$

sendo:

$$\mathbf{f}(\mathbf{v}, t) = \phi v_{\max} \{ \mathbf{W} \mathbf{v}(t) + \Phi(t) \} / 4$$

Considerando-se que os componentes da função vetorial $\mathbf{f}(\mathbf{v}, t)$, em decorrência do Teorema 1, satisfazem as condições de Lipschitz e que a função $\mathbf{v}(t)$ satisfaz a inequação diferencial (35), para $t \geq t_0$ (t_0 = tempo inicial). Então, a função $\mathbf{v}(t)$, usando-se o princípio da comparação (Birkoff e Rota, 1962), o qual constitui-se numa ferramenta eficiente para a solução qualitativa no contexto da teoria de equações diferenciais, também satisfaz a seguinte inequação algébrica:

$$0 \leq \mathbf{v}(t) \leq \mathbf{v}'(t), \quad \forall t \geq t_0 \quad (36)$$

em que $\mathbf{v}'(t)$ é a solução da seguinte equação diferencial:

$$\dot{\mathbf{v}}'(t) = \mathbf{f}(\mathbf{v}', t) \quad (37)$$

com condições iniciais: $\mathbf{v}'(t_0) = \mathbf{v}(t_0)$.

Destes resultados conclui-se que, se a solução $\mathbf{v}'(t)$ é estável, então, a solução $\mathbf{v}(t)$ também é estável e que $\mathbf{v}(t)$ apresenta uma convergência mais rápida em comparação a $\mathbf{v}'(t)$. Em vista disto, o estudo do comportamento dinâmico da rede neural pode ser efetuado considerando-se o sistema (37), o que garante a estabilidade da rede neural (definida pelas equações (29) e (30)).

A solução do sistema (37) pode ser expressa por (Wang, 1993):

$$\mathbf{v}'(t) = \mathbf{C}_0 + \sum_{j=1}^n \mathbf{C}_j \exp(-\phi v_{\max} \rho \lambda_j t / 4) + \mathbf{C}_{n+1} \exp(-\eta t) \quad (38)$$

sendo:

$$\mathbf{C}_0, \mathbf{C}_1, \dots, \mathbf{C}_{n+1} = \text{vetores constantes}$$

$$\lambda_j \triangleq \text{j-ésimo autovalor de } \mathbf{L}^T \mathbf{L},$$

$$(\phi v_{\max} \rho \lambda_k / 4) = \text{k-ésimo autovalor de } (\rho \phi v_{\max} \mathbf{W} / 4).$$

Portanto, a razão de convergência de $\mathbf{v}'(t)$ é regida pelo seguinte modo dominante (Wang, 1993):

$$MD = \min(\rho \phi v_{\max} \lambda_{\min} / 4, \eta) \quad (39)$$

sendo:

$$\lambda_{\min} \triangleq \text{menor autovalor não-singular de } \mathbf{L}^T \mathbf{L}.$$

Considerando-se que a razão de convergência do termo *bias* ($\Phi(t)$) é determinada pelo parâmetro η e a convergência mais rápida de $\mathbf{v}'(t)$, em direção a uma solução factível, é determinada em função de $(\rho \phi v_{\max} \lambda_{\min} / 4)$, então, deve-se escolher η da seguinte forma:

$$0 < \eta < \rho \phi v_{\max} \lambda_{\min} / 4. \quad (40)$$

para garantir que uma solução ótima seja alcançada a partir de uma condição inicial qualquer. Conseqüentemente, a razão de convergência da rede neural recorrente é dominada pelo termo referente à minimização da função objetivo (26). Este processo converge para uma solução ótima em aproximadamente (Wang, 1993):

$$t_{\text{con}} \cong 5/\eta \text{ (segundos)}. \quad (41)$$

sendo:

$$t_{\text{con}} = \text{tempo de convergência da rede (obtenção da solução ótima)}.$$

De acordo com a expressão (41), t_{con} diminui inversamente proporcional a η . Portanto, quanto maior for η , mais rápida será a convergência da rede neural. Ressalta-se, contudo, que η , conforme pode-se observar na relação (40), é limitada pelo valor $\rho \phi v_{\max} \lambda_{\min} / 4$. Isto impõe um limite ao projeto da rede neural e, também, à escolha dos parâmetros ρ , ϕ , η e κ .

6 - LIMITAÇÃO DO MODELO

O problema abordado neste trabalho é não-linear e está sendo resolvido utilizando-se um modelo linear. Por conseguinte, deve-se tomar os devidos cuidados para que erros grosseiros não sejam incluídos quando ΔM_r for expressiva. Há, pelo menos, duas alternativas para evitar este problema. A primeira

é desenvolver o modelo de análise de sensibilidade de ordem superior, o que é perfeitamente possível, porém causa um aumento significativo no tempo de cálculo e de memória requerida para o processamento. A segunda alternativa é solucionar o problema realizando linearizações sucessivas, a qual será adotada neste trabalho. Neste sentido, será utilizado o conceito de EDMS (Esforço de Deslocamento da Margem de Segurança) (Minussi, 1993) definido da seguinte forma:

$$\varepsilon \triangleq (1 - M^0) / (1 - M_A) - 1 \quad (42)$$

sendo:

ε = esforço de deslocamento da margem de segurança;

M^0 = margem de segurança inicial;

M_A = margem de segurança alvo.

A relação (42) fornece-nos uma idéia de quanto a margem de segurança atual (M^0) se encontra distante da margem de segurança alvo (M_A) (objetivo a ser atingido). A unidade subtraída é utilizada para tornar $\varepsilon = 0$, quando $M_A = M^0$. Neste caso, não há necessidade de deslocamento da margem de segurança. Nota-se que ε é definido no intervalo $[0, +\infty)$ e tem crescimento significativo à medida que M_A se aproxima de 1. Através da experiência com este tipo de modelo, conclui-se que ε deve ser arbitrado entre 1 e 1,5. Para valores inferiores a 1, o número de iterações pode se tornar elevado, aumentando-se, como conseqüência, o custo computacional, enquanto que para valores acima de 1,5, o erro introduzido pode se tornar bastante significativo.

A partir da equação (42), o valor de M_A é dado por:

$$M_A \triangleq 1 - (1 - M^0) / (1 + \varepsilon_{\text{esp}}) \quad (43)$$

sendo:

ε_{esp} = valor de ε especificado de acordo com o critério estabelecido acima ($1 \leq \varepsilon \leq 1,5$).

Utilizando-se o mesmo conceito de EDMS, pode-se determinar, ainda, o conjunto de contingências a serem monitoradas. Trata-se de um procedimento heurístico que visa diminuir o número de contingências a serem observadas, evitando-se cálculos desnecessários na geração do modelo de sensibilidade das margens de grande parte de contingências da lista. Deve-se, portanto, gerar somente restrições de estabilidade associadas às contingências com margem de segurança igual ou inferior a M_M , definida por:

$$M_M \triangleq 1 - (1 - M_A) / (1 + \varepsilon_{\text{esp}}) \quad (44)$$

sendo:

M_M = valor superior das contingências a serem monitoradas.

A equação (44) é obtida da equação (42), supondo-se que uma contingência com margem de segurança igual ou superior a M_M , mesmo sofrendo um decréscimo definido pelo esforço ε_{esp} , atingirá, após o redespacho de geração, um valor não inferior a M_A . Deste modo, as contingências com margens de segurança superiores a M_M , não necessitam, *a priori*, ser monitoradas. Este procedimento visa reduzir o número de equações de sensibilidade (18), conseqüentemente, reduzindo o número de restrições do problema ((20)-(23)), sem afetar a qualidade dos resultados obtidos.

7 - APLICAÇÃO

Apresentam-se, a seguir, os resultados obtidos, via metodologia proposta, considerando-se uma versão do sistema da região sul do Brasil, composta por 45 barras, 72 linhas de transmissão e 10 máquinas síncronas. O diagrama unifilar deste sistema é mostrado no Apêndice B. Neste estudo consideram-se faltas tipo curto-circuito com tempo de eliminação igual a 9 ciclos (0,15s) com saída de linha de transmissão. Os valores em pu referem-se a uma base de 100MVA. A tabela 1 mostra os resultados da análise de estabilidade transitória, através do emprego da metodologia SLEP Iterativo (Fonseca e Decker, 1985) – versão para microcomputadores – para 15 contingências relacionadas por ordem de severidade, ou seja, a contingência que se encontra no topo da ordenação é a mais crítica e as seguintes são menos severas, pela ordem. Nas colunas 1 a 5 têm-se, respectivamente, o número da contingência, de acordo com uma lista predefinida, barra sob curto-circuito, circuito retirado, tempo crítico e margem de segurança. Todos os resultados nas demais tabelas da análise de estabilidade transitória seguem este mesmo padrão.

Nota-se que as três primeiras contingências da tabela 1 são instáveis (margens de segurança negativas), sendo que a margem de segurança do sistema é $M = -1,66$. Neste caso, faz-se necessário proceder a correção da margem de segurança do sistema, mediante a realocação de geração.

O objetivo é determinar um perfil de geração de tal modo que o sistema seja seguro, de acordo com o critério definido pela equação (14): $M \geq M_{\text{min}}$, arbitrando-se $M_{\text{min}} = 0,3$. Este valor foi escolhido visando preservar a segurança do sistema e, ainda, que a ação de controle utilizada não seja muito elevada.

Tabela 1 – Contingências ordenadas de acordo com o critério da margem de segurança.

Nº da Contingência	Barra de Falta	Circuito Retirado	Tempo Crítico	Margem de Segurança
4	18	23	0,085	-1,660
6	18	24	0,125	-0,480
5	18	20	0,125	-0,480
14	33	52	0,210	0,553
13	31	48	0,445	0,612
12	29	46	0,335	0,812
15	35	57	0,295	0,826
3	15	10	0,320	0,835
8	25	3	0,365	0,906
1	13	9	0,530	0,933
2	13	8	0,515	0,936
11	25	41	0,520	0,949
10	25	40	0,540	0,949
9	25	42	0,525	0,962
7	24	37	0,705	0,963

Considerando-se que o deslocamento da margem de segurança do sistema inicial ($M = -1,66$) para o valor desejado, ($M_{\text{min}} = 0,3$), o processo de solução deverá ser efetuado, considerando-se o critério do EDMS em duas etapas, ou seja, através de duas linearizações e duas soluções de otimização.

Adotando-se $\varepsilon = 1$, portanto, na primeira etapa procurar-se-á deslocar a margem de segurança do sistema de $-1,66$ para $-0,33$ e, finalmente, atingir o objetivo proposto: $M \geq 0,3$.

Na primeira etapa, a partir da equação (44), obtém-se $M_M = 0,335$. Por conseguinte, as contingências de número 4, 6 e 5 devem ser monitoradas. Desta forma, as restrições de estabilidade serão apenas 3 entre 15 contingências, diminuindo, conseqüentemente, a dimensão do problema de otimização, além de diminuir o número de modelos de sensibilidades a serem calculados.

Os parâmetros utilizados para efetuar o redespacho de geração, via redes neurais, são:

Função objetivo

- $\alpha_i, \beta_i = 1,5 \quad i \in N$;
- $\mu_i, \sigma_i = 1,0 \quad i \in N$;
- máximo redespacho para cada máquina de 15%.

Programação Linear Via Rede Neural

Analisando-se a equação (29), pode-se concluir que a rede neural, quando encontra a solução, a parcela exponencial $\{\kappa \exp(-\eta t) c\}$ torna-se nula e, conseqüentemente, obtém-se ν^* ótimo para quaisquer valores de κ e ρ , positivos, desde que o conjunto de parâmetros adotados satisfaçam a inequação (40). Neste caso, o tempo de convergência depende exclusivamente de η . Fixando-se um valor para φ e conhecendo-se os valores de ν_{\max} e λ_{\min} (os quais são obtidos a partir da estrutura do problema de otimização, definido pelas equações (26)–(28)), a inequação (40) fica definida somente em função de η e ρ . Arbitrando-se, por exemplo, o tempo de convergência da rede (definido via η) o valor de ρ pode, então, ser definido.

Contudo, para se evitar que tais parâmetros da rede neural sejam dependentes da estrutura do problema de otimização, adota-se na inequação (40) um valor bastante alto para o parâmetro ρ . Desta forma, pode-se arbitrar um valor também grande para η independente dos valores de ν_{\max} e λ_{\min} e, conseqüentemente, ter-se-á um tempo de convergência bastante pequeno. Como medida de simplificação adota-se $\kappa = \rho$, sem que haja prejuízo do comportamento dinâmico da rede. A partir de simulações já efetuadas, pode-se concluir que φ deve ficar próximo a 10. Este parâmetro determina a inclinação da função sigmóide (30), ou seja, para valores pequenos esta inclinação é suave, contudo, à medida que este parâmetro cresce, a função sigmoidal se aproxima do comportamento de um relé. Está-se adotando, portanto, um valor intermediário.

Em vista disto, são adotados os seguintes parâmetros para a definição da rede neural:

- $\rho = 10.000,00$
- $\kappa = 10.000,00$
- $\eta = 1000,00$
- $\varphi = 10,00$.

Análise de Sensibilidade

Os parâmetros empregados para obter a sensibilidade da margem de segurança com relação a potência mecânica são:

- número de termos da série = 6.
- tempo de atualização dos coeficientes das séries = 0,05 s.
-

Tabela 2 – Redespacho de geração / Primeira Etapa.

Máquina Número	Potência Mecânica Inicial (pu)	Redespacho de Geração (pu)	Potência Mecânica Final (pu)
1	6,50	0,37	6,87
2	2,15	0,00	2,15
3	10,50	-1,25	9,25
4	11,10	0,65	11,75
5	13,25	0,00	13,25
6	0,90	0,00	0,90
7	1,20	0,07	1,27
8	2,41	0,15	2,56
9	4,90	0,00	4,90
10	Referência		

Os valores de potência redespachada estão relacionados na tabela 2 e os resultados da simulação, considerando o novo vetor de potência, são apresentados na tabela 3. A rede neural determinou a solução (redespacho de geração) em 5 milissegundos.

Tabela 3 – Contingências ordenadas de acordo com o critério da margem de segurança.

Nº da Contingência	Barra de Falta	Circuito Retirado	Tempo Crítico	Margem de Segurança
4	18	23	0,145	-0,076
5	18	20	0,170	0,251
6	18	24	0,175	0,300
14	33	52	0,210	0,553
13	31	48	0,455	0,633
12	29	46	0,305	0,773
15	35	57	0,275	0,786
8	25	3	0,295	0,834
3	15	10	0,320	0,846
1	13	9	0,480	0,919
2	13	8	0,470	0,921
11	25	41	0,510	0,949
10	25	40	0,525	0,952
7	24	42	0,605	0,953
9	25	37	0,480	0,963

Observa-se, agora, que a margem de segurança do sistema evoluiu para $M = -0,076$. Este valor é superior à margem mínima adotada ($M_{\min} = -0,33$), isto provavelmente ocorreu em função do erro introduzido pelo modelo linearizado. O objetivo, agora, é elevar a margem de segurança do sistema de $-0,076$ para $0,3$, que corresponde a $\varepsilon = 0,55$. Neste caso, tem-se de monitorar as contingências com valores inferiores a M_M ($M_M = 0,54$) e, novamente, três contingências deverão ser monitoradas. Na Tabela 4 são apresentados os resultados do redespacho de geração, via redes neurais, e na tabela 5 a análise de estabilidade transitória após efetuar o redespacho, utilizando-se os mesmos parâmetros do primeiro passo. Deste modo, a margem de segurança mínima do sistema é $M = 0,339$. Conclui-se que o objetivo de elevar a margem de segurança do sistema para $M \geq M_{\min}$ foi atingido. A rede neural obteve a solução novamente em aproximadamente 5 milésimos de segundo. Deve-se destacar que os parâmetros (φ , η , ρ e κ) da rede neural, usados nesta simulação, proporcionaram

resultados satisfatórios. Simulações, considerando-se outros valores para ϕ , κ e ρ , mostraram que o comportamento da rede neural é pouco sensível às variações.

Tabela 4 – Redespacho de geração / Segunda Etapa.

Máquina Número	Potência Mecânica Inicial (pu)	Redespacho de Geração (pu)	Potência Mecânica Final (pu)
1	6,87	0,00	6,87
2	2,15	0,16	2,31
3	9,25	-0,69	8,56
4	11,75	0,00	11,75
5	13,25	0,19	13,44
6	0,90	0,00	0,90
7	1,27	0,00	1,27
8	2,56	0,00	2,56
9	4,90	0,35	5,25
10	Referência		

Tabela 5 – Contingências ordenadas de acordo com o critério da margem de segurança.

Nº da Contingência	Barra de Falta	Circuito Retirado	Tempo Crítico	Margem de Segurança
4	18	23	0,180	0,339
5	18	20	0,200	0,500
14	33	52	0,205	0,525
6	18	24	0,205	0,525
13	31	48	0,350	0,570
12	29	46	0,305	0,774
15	35	57	0,275	0,786
3	15	10	0,295	0,812
8	25	3	0,285	0,818
1	13	9	0,485	0,920
2	13	8	0,470	0,921
11	25	41	0,505	0,948
7	24	42	0,605	0,953
10	25	40	0,535	0,953
9	25	37	0,460	0,960

8 - CONCLUSÃO

Foi apresentado, neste trabalho, uma formulação alternativa do controle de segurança dinâmica de Sistemas de Energia Elétrica. A ação de controle utilizada foi a realocação de geração, determinada a partir do modelo de sensibilidade da margem de segurança e de um problema de programação linear, determinado através de uma rede neural recorrente. A grande potencialidade desta rede decorre, principalmente, de sua natureza altamente paralela. Desta forma, o tempo de convergência praticamente não dependente da dimensão do problema. Além disto, foi um estudo visando propor um critério para a escolha dos parâmetros (ρ , κ , η e ϕ), da rede neural. Como forma de ilustração da metodologia proposta, foi apresentada uma aplicação considerando-se um sistema composto por 45 barras, 72 linhas de transmissão e 10 máquinas síncronas. Os resultados obtidos confirmam os estudos teóricos efetuados. A principal contribuição do artigo refere-se ao desenvolvimento de um modelo do controle de

segurança dinâmica bastante simples, se comparado a outras propostas, a apresentação de um critério para seleção de contingências a serem monitoradas e, ainda, a determinação do redespacho de geração, via rede neural, que no conjunto têm proporcionado resultados competitivos, em termos de precisão e custo computacional.

9 - REFERÊNCIAS

- Anderson P.M. and A. A. Fouad (1977). Power System Control and Stability, Iowa State University Press. AMES-USA.
- Athay, T.; V. R. Sherket, R. Podmore, S. Virmani and C. Puech (1979). Transient Energy Stability Analysis, Conference on 'System Engineering For Power', Davos, Switzerland.
- Birkoff, G and G. C. Rota (1962). Ordinary Differential Equations, Blaisdell, Waltham, MA.
- Chadalavada, V. and V. Vittal (1994). Transient Stability Assessment for Network Topology Changes: Application of Energy Margin Analytical Sensitivity, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 9, No 3, pp. 1658–1664.
- Chen, C. H. (1996). Fuzzy logic and neural network handbook, McGraw-Hill, Series on Computer Engineering, New York.
- Chua, L. O. and G. N. Lin (1984). Nonlinear programming without computation, IEEE Transactions on Circuits and Systems, Vol.. CAS-31, No. 2, pp.182 -188.
- Decker, I. C. e J. E. G. Castro (1996). Melhoria da Segurança Dinâmica de Sistemas de Energia Elétrica Usando Otimização, XI Congresso Brasileiro de Automática, São Paulo - SP, Vol. 1, pp. 191–196.
- Fonseca, L. G. and I. C. Decker (1985). Iterative Algorithm For Critical Energy Determination in Transient Stability of Power System, IFAC - Symposium Planning and Operation in Electric Energy System, Rio de Janeiro, Brazil pp. 483–489.
- Fonseca, L. G. S. e C. R. Minussi (1990). Redespacho de Geração Para Controle de Segurança Dinâmica em Sistemas de Energia Elétrica Através da Análise de Sensibilidade, 8º Congresso Brasileiro de Automática, Belém - PA, pp.735–740.
- Fouad, A. A. and T. Jianzhong (1993). Stability Constrained Optimal Rescheduling of Generation, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 8, No. 1, pp. 105–112.
- Hopfield, J. (1982). Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities, Proc. Nat. Academic Sciences, Vol. 79, pp. 2554–2558.
- Kundur, P. (1994). Power System Stability and Control, McGraw-Hill, The EPRI Power System Engineering Series, New York.
- Kennedy, M. P. and L. O. Chua (1988). Neural Networks For Nonlinear Programming, IEEE Transactions on Circuits and Systems, Vol. 35, No. 5, p. 554 - 562.
- McCulloch, W. S. and W. Pitts (1943). A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity", Bulletin of Mathematical Biophysics, No. 9, pp. 127-147.

Minussi, C. R. (1993). Desenvolvimento de Modelos Alternativos Para o Controle de Segurança Dinâmica de Sistemas de Energia Elétrica, Relatório-RDIDP, Departamento de Engenharia Elétrica - FEIS, Universidade Estadual Paulista - UNESP.

Minussi, C. R. e W. Freitas Filho (1996). Formulação do Controle de Segurança Dinâmica de Sistemas de Energia Elétrica Através da Análise de Sensibilidade e Redes Neurais", *XI Congresso Brasileiro de Automática*, Vol. 3, São Paulo - SP, pp. 1375-1380.

Murray, A. F. (1995). Applications of Neural Networks", *Klüwer Academic Publishers*, Boston - USA.

Pai, M. A. (1981). Power System Stability, *North Holland Control Series*.

Ribbens-Pavella, M. and P. G. Murthy (1994). Transient Stability of Power Systems: Theory and Practice", *John Wiley and Sons*, New York.

Sasaki, H.; M. Watanabe, J. Kubokawa, N. Yorino and R. A. Yokoyama (1992). Solution Method of Unit Commitment by Artificial Neural Networks, *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 7, N^o 3, pp. 974-981.

Sendaula, M. H.; S. K. Biswas, A. Eltom, C. Paten and W. Kazibwe (1993). Simultaneous Solution of Unit Commitment And Dispatch Problems Using Artificial Neural Networks, *Electrical Power and Energy Systems*, Vol. 15, No. 3, pp.193-199.

Simpson, P. K. (1989). Artificial Neural Systems: Foundations, Paradigms, Applications And Implementations, *Pergamon Press*, New York.

Takefuji, Y. (1992). Neural Network Parallel Computing", *Klüwer Academic Publishers*, Boston - USA.

Vittal, V. ; E. Z. Zhou, C. Hwang, and A. A. Fouad (1989). Derivation on Stability Limits Using Analytical Sensitivity of The Transient Energy Margin", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 4, No. 2, pp. 1363-1372.

Wang, J. (1993). Analysis And Design of a Recurrent Neural Network for Linear Programming , *IEEE Transaction on Circuits and Systems - 1: Fundamental Theory And Applications*, Vol. 40, No. 9, pp. 613-618.

Wasserman, P. D. (1989). Neural Computing - Theory And Practice, *Van Nostrand Reinhold*.

Werbos, P. J. (1974). Beyond Regression: New Tools For Prediction And Analysis in The Behavioral Sciences", *Master Thesis*, Harvard University.

Widrow, B. and M. A. Lehr (1990). 30 Years of Adaptive Neural Networks: Perceptron, Madaline, and Backpropagation, *Proceeding of the IEEE*, Vol. 78, No. 9, pp. 1415-1442.

Xue, Y. ; Th. Van Cutsem, and R. Ribbens-Pavella (1988). Real-Time Analytic Sensitivity Method For Fast Transient Stability Assessment of Large Power Systems", *IEE Proceedings*, Vol. 135, Pt. C. No. 2, pp. 107-116.

Os Autores agradecem à FAPESP (Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo) pelo suporte financeiro – Processo n^o 94/2815-9.

APÊNDICE A – Cálculo da Sensibilidade da Margem de Segurança

A sensibilidade da margem de segurança, com relação a θ^a , pode ser expressa por (Fonseca e Minussi, 1990; Minussi e Freitas Filho, 1996):

$$\sigma_r \frac{\partial E_{crit,r}}{\partial \theta^a} \Big|_{(\theta^c_r, \omega^c_r)} - \frac{\partial E_r}{\partial \theta^a} \Big|_{(\theta^e_r, \omega^e_r)} \quad (A.1)$$

sendo:

$$\begin{aligned} \frac{\partial(\phi)}{\partial \theta^a} &= [\frac{\partial(\phi)}{\partial \theta^a_1} \quad \frac{\partial(\phi)}{\partial \theta^a_2} \quad \dots \quad \frac{\partial(\phi)}{\partial \theta^a_n}]^T \\ \frac{\partial(\phi)}{\partial X} \Big|_{\chi} &= \text{derivada parcial } (\phi) \text{ com relação a } X \text{ e avaliada em } \chi. \\ \sigma_r &= E_{e_r} / E_{crit,r}. \end{aligned}$$

Os superscritos (c) e (e) denotam que as referidas variáveis são calculadas nos tempos crítico e eliminação de defeito, respectivamente.. Observa-se que a energia cinética é dependente das velocidades angulares, enquanto que a energia potencial depende de P_m , θ^p , θ^e e ω^e . Entretanto, todas estas variáveis encontram-se referidas com θ^a . Assim, a seguir, busca-se expressar (A.1) somente em função de θ^a . O subscrito (p) está referido ao equilíbrio pós-falta. Para o cálculo de (A.1) serão desenvolvidas, previamente, as expressões relativas ao segundo termo do numerador (A.1). Os componentes do gradiente são (Minussi, 1993; Minussi e Freitas Filho, 1996):

$$\frac{\partial E_r}{\partial \theta^a_j} \Big|_{(\theta^e_r, \omega^e_r)} = E_{e_r} / \theta^a_j \Big|_{(\omega^e_r)^+} + \frac{\partial E_{p,r}}{\partial \theta^a_j} \Big|_{(\theta^e_r)} \quad (A.2)$$

sendo:

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_{c,r}}{\partial \theta^a_j} &= \langle \frac{\partial E_{c,r}}{\partial \omega}, \frac{\partial \omega_r}{\partial \theta^a_j} \rangle \\ \frac{\partial E_{p,r}}{\partial \theta^a_j} &= \langle \frac{\partial E_{p,r}}{\partial P_m}, \frac{\partial P_m}{\partial \theta^a_j} \rangle + \\ &\quad \langle \frac{\partial E_{p,r}}{\partial \theta_r}, \frac{\partial \theta_r}{\partial \theta^a_j} \rangle + \\ &\quad \langle \frac{\partial E_{p,r}}{\partial \theta^p_r}, \frac{\partial \theta^p_r}{\partial \theta^a_j} \rangle \end{aligned}$$

em que:

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_{c,r}}{\partial \omega} &= \text{Diag} (M_s, s \in N) \omega_r \\ \frac{\partial E_{p,r}}{\partial P_m} &= \theta^p_r - \theta_r \\ \frac{\partial E_{p,r}}{\partial \theta_r} &= P_{e_r} - P_m \\ \frac{\partial E_{p,r}}{\partial \theta^p_r} &= P_{e_r}^p - P_m = 0 \\ \frac{\partial P_m}{\partial \theta^a_j} &= \delta_{ij} \left\{ \sum_{k \in N, k \neq i} (C_{ik} H_{ik} - D_{ik} F_{ik}) \right\} - \\ &\quad (1 - \delta_{ij}) \{ C_{ij} H_{ij} - D_{ij} F_{ij} \} \end{aligned}$$

sendo:

$$\begin{aligned} \delta_{ij} &\triangleq \text{Delta de Kronecker;} \\ \omega &= [\omega_1 \quad \omega_2 \quad \dots \quad \omega_n]^T \\ \theta &= [\theta_1 \quad \theta_2 \quad \dots \quad \theta_n]^T \\ \theta^p &= [\theta^p_1 \quad \theta^p_2 \quad \dots \quad \theta^p_n]^T \\ P_m &= [P_{m_1} \quad P_{m_2} \quad \dots \quad P_{m_n}]^T \\ P_e &= [P_{e_1} \quad P_{e_2} \quad \dots \quad P_{e_n}]^T. \end{aligned}$$

Para a determinação do cálculo da sensibilidade da margem de segurança (A.1) é necessário que se conheça os gradientes de θ e ω , os quais são calculados conforme mostra-se a seguir. Os

AGRADECIMENTOS

gradientes θ e ω são determinados por sucessivas aproximações, usando-se séries de Taylor (Fonseca e Minussi, 1990; Minussi e Freitas Filho, 1996):

$$\partial\theta_i(t)/\partial\theta_j^a = \sum_{q=0}^s \partial[\theta_i^d(t)]/\partial\theta_j^a |_{(t-t_{h-1})} (t-t_{h-1})^q/q! \quad (A.3)$$

$$\partial\omega_i(t)/\partial\theta_j^a = (d/dt) \{ \partial[\theta_i^d(t)]/\partial\theta_j^a \} \quad (A.4)$$

$i, j \in N; \quad t_{h-1} \leq t \leq t_h.$

As séries (A.3) e (A.4) são truncadas para termos de ordens superiores a s e $(s-1)$, respectivamente, sendo expressas por:

$$\begin{aligned} (1) \quad \partial[\theta_i]/\partial\theta_k^a &= \partial\omega_i/\partial\theta_k^a \\ (2) \quad \partial[\theta_i]/\partial\theta_k^a &= M_i^{-1} \partial P_{m_i}/\partial\theta_k^a - M_i^{-1} \partial P_{e_i}/\partial\theta_k^a - \\ & MT^{-1} \sum_{j \in N} \{ \partial P_{m_j}/\partial\theta_k^a - \partial P_{e_j}/\partial\theta_k^a \} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} (z) \quad \partial[\theta_i]/\partial\theta_k^a &= -M_i^{-1} \partial P_{e_i}/\partial\theta_k^a + MT^{-1} \sum_{j \in N} \partial P_{e_j}/\partial\theta_k^a \\ & i \in N, \quad z = 3, 4, \dots, s. \end{aligned}$$

sendo:

$$(z) \quad \partial[\theta_i]/\partial\theta_k^a \quad \Delta \text{derivada parcial da } z\text{-ésima derivada temporal de } \theta_i \text{ com relação a } \theta_k^a.$$

$$(m) \quad \partial P_{e_i}/\partial\theta_k^a = \sum_{j \in N, j \neq i} \{ C_{ij}^{(m)} \partial[F_{ij}]/\partial\theta_j^a + D_{ij}^{(m)} \partial[H_{ij}]/\partial\theta_j^a \}$$

sendo:

$$\begin{aligned} (m) \quad \partial[F_{ij}]/\partial\theta_k^a &= + \sum_{q=1}^m \tau_{m,q} \{ \partial[\theta_{ij}]/\partial\theta_k^a [H_{ij}] - \\ & [\theta_{ij}] \partial[H_{ij}]/\partial\theta_k^a \} \\ (m) \quad \partial[H_{ij}]/\partial\theta_k^a &= - \sum_{q=1}^m \tau_{m,q} \{ \partial[\theta_{ij}]/\partial\theta_k^a [F_{ij}] + \\ & [\theta_{ij}] \partial[F_{ij}]/\partial\theta_k^a \} \end{aligned}$$

em que:

$$\tau_{m,1} = \tau_{m,m} = 1 \quad (A.5)$$

$$\tau_{m,q} = \tau_{(m-1),q} + \tau_{(m-1),(q-1)}. \quad (A.6)$$

Nota-se que os parâmetros $\tau_{(s),s}$ formam uma série de Fibonacci.

A sensibilidade da energia total crítica, com relação a θ^a , pode ser estimada (considera-se, neste caso, que a trajetória pós-falta crítica do sistema "passa" próxima a um ponto de equilíbrio instável) por (Minussi e Freitas Filho, 1996):

$$\partial E_{crit}/\partial\theta_r^a |_{(\theta^c, \omega^c)} \cong \nabla_r(\bar{\theta}) \quad (A.7)$$

sendo:

$$\nabla_r(\theta) = \partial/\partial\theta_r^a \left\{ - \sum_{i \in N} \int_{\theta_i^p}^{\theta_i} P_i(\theta_i) d\theta_i \right\} \quad (A.8)$$

$\bar{\theta}$ = ângulo sobre a SLEP;

SLEP = Superfície Limite de Energia Potencial é definida como sendo os pontos correspondentes aos zeros da Derivada Direcional da Energia Potencial ($D(\theta)$), (Athay *et alii*, 1979); Fonseca e Decker, 1985), excetuando-se o ponto de equilíbrio estável;

$$D(\theta) = - \langle \mathbf{P}\theta, (\theta - \theta^p) \rangle / \| \theta - \theta^p \|_e$$

$$\mathbf{P}\theta = [P_1(\theta) \ P_2(\theta) \ \dots \ P_n(\theta)]^T$$

A equação (A.8) é expressa em função de uma integral que não pode ser resolvida de modo analítico, tendo em vista a dependência do caminho de integração. Valem, portanto, as mesmas observações com relação a função energia potencial (equação (12)).

APÊNDICE B – Diagrama Unifilar do Sistema de Energia Elétrica Sob Estudos.

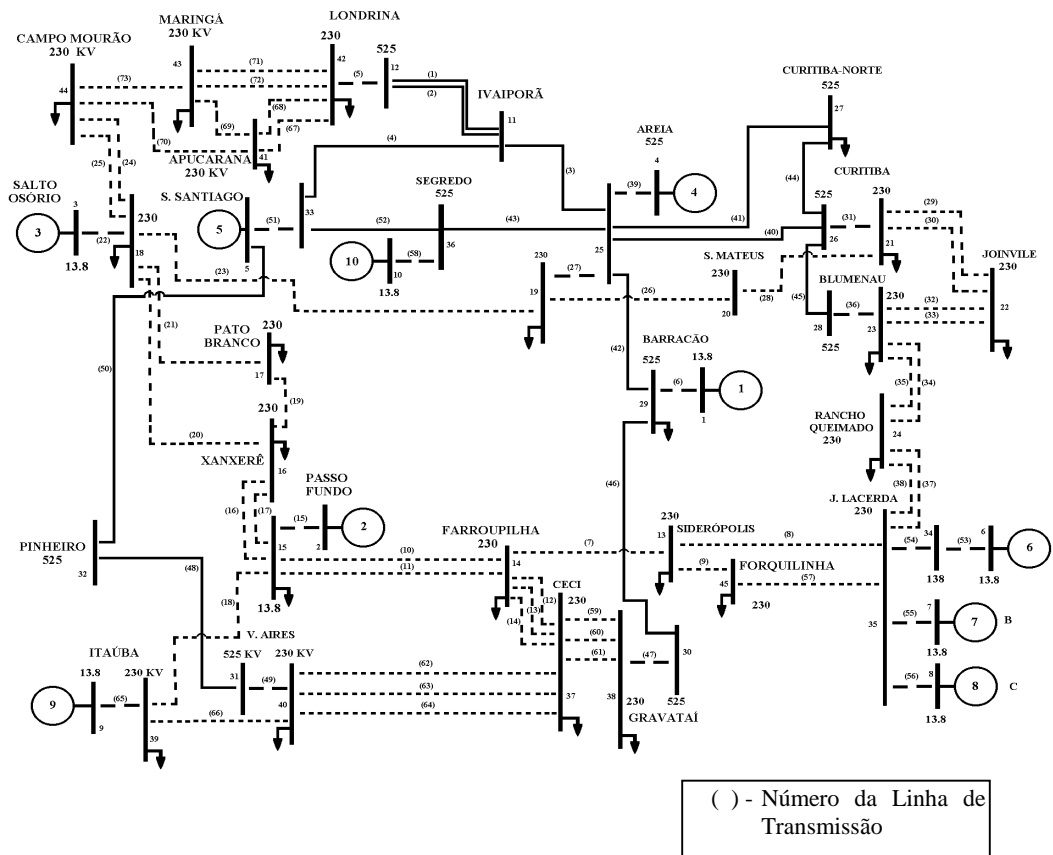


Figura 2.– Diagrama unifilar do sistema.