

unesp

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
FACULDADE DE ENGENHARIA DE ILHA SOLTEIRA
PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO
EM
ENGENHARIA ELÉTRICA

1210001036



Nº 9

CONTROLE DE SEGURANÇA DINÂMICA DE SISTEMAS
DE ENERGIA ELÉTRICA VIA ANÁLISE DE SENSIBILIDADE
E REDES NEURAIS

ALUNO: WALMIR DE FREITAS FILHO

ORIENTADOR: CARLOS ROBERTO MINUSSI

Te.1036

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA - UNESP
FACULDADE DE ENGENHARIA DE ILHA SOLTEIRA
PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

"CONTROLE DE SEGURANÇA DINÂMICA DE SISTEMAS DE
ENERGIA ELÉTRICA VIA ANÁLISE DE SENSIBILIDADE E
REDES NEURAIS"

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA À FACULDADE DE ENGENHARIA DE ILHA
SOLTEIRA - UNESP COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A
OBTENÇÃO DO TÍTULO DE MESTRE EM ENGENHARIA ELÉTRICA (ME).

Aluno: Walmir de Freitas Filho

Orientador : Prof. Dr. Carlos Roberto Minussi

1210001036



1210001036



Doc. 233/97 - NPD 114/97 MFV-484

UNESP - "CAMPUS" DE ILHA SOLTEIRA	
SERVIÇO DE BIBLIOTECAS E DOCUMENTAÇÃO	
DATA DE CRIAÇÃO	DATA DE TOMBAMENTO
03.07.97	30.07.97
REGISTRO	TOMBO
e	Te. 1036
CLASSIFICAÇÃO	621.317
Walmir de Freitas Filho	F866c
\$10,00	
Auto	

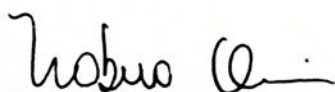
Ilha Solteira-SP, dezembro de 1996.

BCPIS - FEIS - UNESP

**"CONTROLE DE SEGURANÇA DINÂMICA DE SISTEMAS DE
ENERGIA ELÉTRICA VIA ANÁLISE DE SENSIBILIDADE E
REDES NEURAIS"**

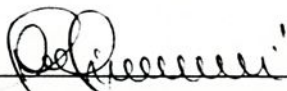
WALMIR DE FREITAS FILHO

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA À FACULDADE DE ENGENHARIA DE ILHA
SOLTEIRA - UNESP COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A
OBTENÇÃO DO TÍTULO DE MESTRE EM ENGENHARIA ELÉTRICA (ME).

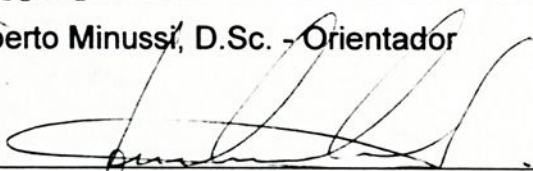


Nobuo Oki, D.Sc. - Coordenador

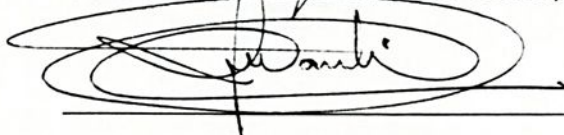
COMISSÃO EXAMINADORA:



Carlos Roberto Minussi, D.Sc. - Orientador



Geraldo Roberto Martins da Costa, D.Sc.



José Roberto Sanches Mantovani, D.Sc.

Ilha Solteira-SP, dezembro-96.

AGRADECIMENTOS

Ao Professor Carlos Roberto Minussi, não somente pelo apoio e dedicação como orientador deste trabalho, mas também pela sua amizade, credibilidade e ajuda nos momentos difíceis.

Ao Deoclécio M. Kosaka pela ajuda na área de informática.

A todos os professores, funcionários e alunos da Pós-graduação, que de uma forma ou outra contribuíram para a realização deste trabalho.

A FAPESP pelo apoio financeiro, sem o qual não seria possível a realização desta dissertação.



RESUMO

A análise de estabilidade transitória constitui-se num dos principais estudos realizados em SEE (Sistemas de Energia Elétrica). Trata-se de um procedimento que visa avaliar os efeitos provocados por perturbações que produzem oscilações acentuadas nos ângulos das máquinas síncronas. Nos casos instáveis, ou havendo violação dos limites de capacidade dos equipamentos, é imperativo a adoção de medidas que possibilitem conduzir o sistema ao estado seguro. Este trabalho tem por objetivo desenvolver um algoritmo para o controle preventivo de SEE, 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, *e.g.*, saída de equipamentos elétricos, curto-circuito, etc. 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. 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. Os objetivos são, então, formular e investigar o emprego destas redes na determinação do redespacho de geração, de modo ótimo, através da simulação em computador digital. Como forma de ilustração da metodologia proposta, apresenta-se uma aplicação considerando-se um Sistema multi-máquinas.

ABSTRACT

The transient stability analysis is one of the most important studies in Electric Power Systems. This is a procedure that evaluates the effects produced by perturbations which can also produce oscillations in the synchronous machines angles deviations. When there is instability, or violation of the equipment capacity limits, there must be adopted actions that can lead the system to the secure state. The objective of this work is to develop an algorithm for the preventive 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, *e.g.*, transient stability, outage of electric equipment, short-circuit, etc. 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 security margin expressed as a function of the total energy, can be interpreted as a measure of "distance" with relation to the instability condition of system. 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 paralelization. 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.

NOTAÇÃO E SIMBOLOGIA

Letras, em negrito, maiúsculas e minúsculas representam matrizes e vetores, respectivamente.

SEE	=	Sistema de Energia Elétrica
CA	=	Centro de Ângulos
PEBS	=	<i>Potential Energy Boundary Surface</i> (Superfície Limite de Energia Potencial)
PPL	=	Problema da Programação Linear
MDL	=	Método Direto de Lyapunov
EDMS	=	Esforço de Deslocamento da Margem de Segurança
$g_i(\theta)$	=	$P_{m_i} - P_{e_i} - (M_i PCA) / MT$
D_i	=	constante de amortecimento (pu)
M_i	=	$2 H_i / 2\pi f_0$
H_i	=	constante de inércia (s)
f_0	=	freqüência nominal do sistema (Hz)
θ_i	=	ângulo do rotor da i-ésima máquina síncrona referida ao CA (rad. elét.)
	=	$\delta_i - \delta_0$
δ_i	=	ângulo do rotor da i-ésima máquina síncrona medida com relação a uma máquina que gira à velocidade síncrona (rad. elét.)
δ_0	=	$MT^{-1} \sum_{j \in N} M_j \delta_j$
ω_i	=	velocidade angular da i-ésima máquina síncrona referida ao CA (rad.elét./s)

	$= w_i - w_0$
w_i	= desvio da velocidade angular da i-ésima máquina síncrona medida com relação a velocidade síncrona (rad. elét./s)
w_0	$= MT^{-1} \sum_{j \in N} M_j w_j$
P_{m_i}	= potência mecânica de entrada (pu)
P_{e_i}	= potência elétrica de saída (pu)
PCA	= potência acelerante do CA
	$= \sum_{j \in N} (P_{m_j} - P_{e_j})$
MT	$= \sum_{j \in N} M_j$
N	$= \{ 1, 2, \dots, n \}$
	= conjunto de índices das máquinas síncronas que compõem o sistema
Y_{RED}	= matriz admitância reduzida às barras internas de geração
Y_{barra}	= matriz admitância de barra incluídas as barras internas de geração e as cargas do sistema
Y_{gg}	= submatriz da matriz admitância de barra incluídas as barras internas de geração e as cargas do sistema / nós de geração
Y_{gl}	= submatriz da matriz admitância de barra incluídas as barras internas de geração e as cargas do sistema / nós de geração - carga
Y_{ll}	= submatriz da matriz admitância de barra incluídas as barras internas de geração e as cargas do sistema / nós de carga
Y_{lg}	= submatriz da matriz admitância de barra incluídas as barras internas de geração e as cargas do sistema / nós de carga - geração
Z	$= (Y_{ll})^{-1}$
Y_{α}	= admitância da linha de transmissão α a ser removida

z_{ij}	=	elemento (i,j) da matriz $\mathbf{Z}$
E_i	=	tensão interna da i -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}	=	$\text{cos } \theta_{ij}$
M_r	=	margem de segurança da r -ésima contingência
$E_{crit,r}$	=	energia total crítica do sistema
$E_{e,r}$	=	energia total do sistema avaliada no instante de eliminação do defeito
E_c	=	energia cinética
E_p	=	energia potencial
$\mathcal{D}$	=	derivada direcional da energia potencial
$\langle \cdot, \cdot \rangle$	=	produto interno de dois vetores n -dimensionais
$\mathbf{g}(\theta)$	=	$[g_1(\theta) \ g_2(\theta) \ g_3(\theta) \ \dots \ g_n(\theta)]^T$
$\ \cdot \ _e$	=	norma euclidiana.
M_{min}	=	limite mínimo da margem de segurança do sistema (≥ 0)
$\mathcal{M}$	=	margem de segurança do sistema
	=	$\min_r (M_r)$
M_r^0	=	margem de segurança inicial referente à r -ésima contingência
$\partial M_r / \partial \theta^a$	=	sensibilidade da margem de segurança com relação aos ângulos de equilíbrio pré-falta
$\Delta \theta^a$	=	vetor correspondente às mudanças nos ângulos de equilíbrio pré-falta, referidos ao CA

- (d) = índice que denota configuração de falta (curto-circuito)
- (p) = índice que denota configuração pós-falta
- (e) = índice que denota eliminação da falta.

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	1
2. MODELO DO SISTEMA	4
2.1. Introdução	4
2.2. Modelo do Sistema Referido ao Centro de Ângulos	5
2.3. Redução às Barras Internas de Geração.....	7
2.4. Conclusão	10
3. ANÁLISE DE ESTABILIDADE TRANSITÓRIA.....	11
3.1. Introdução	11
3.2. Margem de Segurança	12
3.3. Superfície Limite de Energia Potencial	15
3.4. Conclusão	18
4. CONTROLE SEGURANÇA DINÂMICA	20
4.1. Introdução	20
4.2. Formulação do Problema.....	23
4.3. Cálculo da Sensibilidade da Margem de Segurança.....	24
4.4. Conclusão	28
5. REDESPACHO DE GERAÇÃO	29
5.1. Introdução	29
5.2. Formulação do Problema.....	29
5.3. Sensibilidade da Margem de Segurança com Relação a Potência Mecânica	33
5.4. Conclusão	35
6. REDES NEURAIS ARTIFICIAIS	37
6.1. Introdução	37
6.2. Modelo do Neurônio.....	37
6.2.1. Modelo Biológico.....	38
6.2.2. Modelo Neural Artificial.....	39
6.3. Classificações de Redes Neurais.....	40
6.4. Rede Neural de Hopfield	42
6.5. Conclusão	44

7. REDESPACHO DE GERAÇÃO VIA REDES NEURAIS	45
7.1. Introdução	45
7.2. Programação Linear via Redes Neurais	46
7.3. Propriedades Assintóticas da Rede Neural	51
7.4. Conclusão	57
8. APLICAÇÃO	58
8.1. Introdução	58
8.2. Sistema Sul-Brasileiro	58
8.3. Conclusão	65
9. CONCLUSÃO E SUGESTÕES PARA FUTUROS TRABALHOS	66
9.1. Conclusão	66
9.2. Sugestões para Futuros Trabalhos	67
10. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	68
APÊNDICE A: LIMITAÇÃO DO MODELO	73
A.1. Esforço de Deslocamento da Margem de Segurança	73
A.2. Determinação do Número de Contingências a Serem Monitoradas	76
APÊNDICE B: DADOS DO SISTEMA DE ENERGIA ELÉTRICA	78

1. INTRODUÇÃO

A análise de estabilidade transitória constitui-se num 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 de operação de equipamentos elétricos ou entrada destes. Neste caso, o modelo do sistema é descrito por um conjunto de equações algébricas e diferenciais não-lineares ([1]).

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 tornar o sistema seguro, atividade esta definida como controle de segurança ou controle preventivo.

Este trabalho tem por objetivo o desenvolvimento de um modelo para o controle de segurança considerando-se contingências tipo curto-circuito. O controle, neste caso, por conveniência de notação, é chamado controle de segurança dinâmica ([12]).

Para a realização do controle de segurança dinâmica, é necessário, *a priori*, analisar a estabilidade transitória do sistema, a qual pode ser efetuada, por exemplo, através da solução numérica das equações diferenciais que descrevem o movimento do sistema e, posteriormente, pelo exame da solução obtida. 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 Lyapunov) ([26]), 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 ([10], [28]). Neste trabalho, esta análise será efetuada, via MDL com função de Lyapunov tipo energia total do sistema ([2], [3], [11], [26]), mediante o critério da margem de segurança ([11], [12], [23], [26]). 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. Uma margem de segurança "negativa" indica que a contingência sob análise é instável considerando-se os transitórios eletromecânicos. Neste caso, é necessário proceder a devida correção da segurança – formulada através da análise de sensibilidade e redes neurais – a qual consiste em promover modificações no sistema conduzindo-o à condição de segurança (estável do ponto de vista da estabilidade transitória).

Uma das suposições de sustentação do emprego do modelo clássico refere-se à consideração das cargas do sistema representadas por impedâncias constantes ([24]), permitindo, deste modo, "eliminar" todas as barras de cargas, resultando em um modelo reduzido às barras internas de geração ([24]). Neste caso, pode-se expressar a potência elétrica em função somente das interações entre máquinas síncronas. 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 caso, adota-se o modelo reduzido às barras internas de geração tendo em vista a maior simplicidade do equacionamento e, principalmente, à determinação das matrizes de admitâncias nodais reduzidas (sob e pós-falta), de modo simples e rápido, se comparada à abordagem convencional via inversão matricial ([1], [28]).

A análise de sensibilidade da margem de segurança com relação a posição angular pré-falta torna o cálculo unificado, considerando-se as possíveis alternativas de controle, bastando apenas para cada alternativa, efetuar uma transformação de variáveis. 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 ([21]). A potência a ser redespachada em cada máquina é determinada através de Redes Neurais ([32], [36], [37]).

Redes neurais são concepções em *hardware* e/ou *software* baseadas no modelo de como o cérebro codifica e processa informações, sendo, por conseguinte, dotadas de aprendizado, reconhecimento de padrão e memória associativa, entre outras funções especializadas ([32], [33], [36], [37]). A rede neural a ser utilizada neste trabalho é do tipo Hopfield ([32], [36], ([7]), ([16])). 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 de otimização não neurais, tendo em vista, principalmente, à grande razão de convergência do processo e a facilidade de paralelização do método ([25]). Os objetivos são, então, formular e investigar o emprego destas redes na determinação do redespacho de geração de modo ótimo, através da simulação em computador digital.

Este texto encontra-se organizado da seguinte forma: no Capítulo 2 será apresentado o modelo clássico, cujos ângulos estão referidos ao centro de ângulos e o sistema encontra-se reduzido às barras internas de geração. No Capítulo 3 será abordada a metodologia para a análise de estabilidade transitória, baseada no conceito de margem de segurança e função energia. Apresenta-se no Capítulo 4 o problema do controle de segurança dinâmica e a análise de sensibilidade com relação aos ângulos das máquinas pré-falta. No capítulo 5 serão efetuadas as transformações para o redespacho de geração e a formulação do problema de programação linear. No Capítulo 6 serão analisados os principais conceitos sobre redes neurais. No Capítulo 7 será apresentado o projeto da rede proposta, assim como, um estudo da estabilidade e otimização desta. No Capítulo 8 será aplicada a metodologia proposta em um sistema baseado na configuração da região sul-brasileira (sistema constituído de 10 unidades geradoras, 45 nós e 73 linhas de transmissão), como forma de verificar o seu desempenho. Finalmente no Capítulo 9 serão apresentadas as conclusões, como também, as sugestões para trabalhos futuros.



2. MODELO DO SISTEMA

2.1. INTRODUÇÃO

Neste capítulo apresenta-se o modelo matemático que descreve a dinâmica do sistema – equação de oscilação da máquina síncrona – representado pelo modelo clássico, com redução às barras internas de geração e o centro de ângulos adotado como referência do sistema.

Escolheu-se o modelo clássico em virtude da simulação não permitir a realização do controle de segurança de forma sistematizada em razão de não fornecer resultados qualitativos / quantitativos e, principalmente, não havendo, ainda, resultados disponíveis da utilização de modelos mais elaborados via métodos diretos. Com a escolha do modelo clássico para representar a máquina síncrona e adotando-se as cargas do sistema representadas por impedâncias constantes, assim, é possível efetuar a redução às barras internas de geração. Desta forma, a potência elétrica pode ser expressa de maneira bastante simples, em função apenas das interações entre as máquinas síncronas.

O modelo do sistema expresso em função de ângulos/velocidades referidos ao CA (Centro de Ângulos) ([2], [26]) 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 – visto que durante o transitório eletromecânico cada máquina síncrona absorve as variações da carga total do sistema proporcionalmente as suas inércias. Esta representação é, certamente, mais plausível do ponto de vista físico ([2]).



2.2. MODELO DO SISTEMA REFERIDO AO CENTRO DE ÂNGULOS

Considerando-se 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 ([2], [3], [11], [12], [26]):

$$\begin{aligned} M_i \dot{\omega}_i - g_i(\theta) + D_i \omega_i &= 0 \\ \dot{\theta}_i &= \omega_i, \quad i \in N \end{aligned} \quad (2.2.1)$$

sendo:

$$g_i(\theta) = P_{m_i} - P_{e_i} - (M_i PCA) / MT; \quad (2.2.2)$$

D_i = constante de amortecimento (pu);

M_i = $2 H_i / \omega_s$;

H_i = constante de inércia (s);

ω_s = frequência síncrona (rad. elét./s)

$$= 2\pi f_0;$$

f_0 = frequência nominal do sistema (Hz);

θ_i = ângulo do rotor da i -ésima máquina síncrona referida ao CA (rad. elét.)

$$= \delta_i - \delta_0;$$

δ_i = ângulo do rotor da i -ésima máquina síncrona medida com relação a uma máquina que gira à velocidade síncrona (rad. elét.);

$$\delta_0 = MT^{-1} \sum_{j \in N} M_j \delta_j ;$$



- ω_i = velocidade angular da i-ésima máquina síncrona referida ao CA (rad. elét. / s)
 $= w_i - w_0$;
 w_i = desvio da velocidade angular da i-ésima máquina síncrona medida com relação a velocidade síncrona (rad. elét. / s);
 w_0 = $MT^{-1} \sum_{j \in N} M_j w_j$;
 Pm_i = potência mecânica de entrada (pu);
 Pe_i = potência elétrica de saída (pu);
 PCA = potência acelerante do CA
 $= \sum_{j \in N} (Pm_j - Pe_j)$;
 MT = $\sum_{j \in N} M_j$;
 N = $\{ 1, 2, \dots, n \}$
 $=$ conjunto de índices das máquinas que compõem o sistema.

A formulação do modelo referido ao centro de ângulos, equações (2.2.1), apresenta as seguintes propriedades ([23]–[25]):

PROPRIEDADE 1. A potência acelerante do centro de ângulos, avaliada no ponto de equilíbrio estável, é nula ([23]–[25]).

PROPRIEDADE 2. O somatório do produto da posição angular θ pela inércia de cada máquina do sistema é igual a zero, ou seja ([23]–[25]):

$$\sum_{j \in N} M_j \theta_j = 0 \quad (2.2.3)$$

PROPRIEDADE 3. O somatório do produto da velocidade angular ω , pela inércia de cada máquina do sistema é igual a zero ([23]–[25]):

$$\sum_{j \in N} M_j \omega_j = 0 \quad (2.2.4)$$

A propriedade 1 é estabelecida a partir da formulação do problema do fluxo de potência que é determinado fazendo-se ($P_m - P_e = 0$) para todas as máquinas que compõem o sistema ([23]). Isto representa a obtenção de um ponto de operação (equilíbrio) do sistema. Deste modo, conclui-se que a PCA é nula quando avaliada em um ponto de operação estável do sistema. A PCA será diferente de zero sempre que houver deslocamento do estado do sistema em torno do ponto de equilíbrio, ou seja, durante as oscilações eletromecânicas.

Da propriedade 2 conclui-se que os ângulos θ_i 's são linearmente dependentes. O mesmo ocorre com as velocidades ω_i 's (Propriedade 3). Por conseguinte, o conhecimento de $(n - 2)$ variáveis de estado do sistema permite o cálculo das duas variáveis restantes utilizando-se as equações (2.2.3) e (2.2.4).

2.3. REDUÇÃO ÀS BARRAS INTERNAS DE GERAÇÃO

Como neste trabalho as cargas do sistema são descritas por impedâncias constantes e a dinâmica das máquinas síncronas é representada pelo modelo clássico, é possível efetuar a redução às barras internas de geração. Neste caso, a potência elétrica pode ser expressa em função somente das interações entre as máquinas síncronas, obtendo-se assim maior simplicidade do equacionamento.

Um ponto considerado negativo do uso deste método é a necessidade de inversões matriciais para a obtenção das matrizes admitância reduzida de falta e pós-



falta, consumindo-se muito tempo de processamento e memória. Ressalta-se que para cada contingência é necessário efetuar o cálculo de duas matrizes de admitância reduzidas às barras internas: configurações de falta e pós-falta. Mediante o uso do esquema proposto na referência [24] pode-se gerar tais matrizes de forma eficiente e com um custo computacional bastante reduzido, se comparado ao procedimento convencional, como mostra-se a seguir.

A matriz admitância reduzida às barras internas de geração (Y_{RED}) pode ser obtida da seguinte forma ([1]):

$$Y_{RED} \triangleq Y_{gg} - Y_{gl} Z Y_{lg} \quad (2.3.1)$$

sendo:

$$Z = (Y_{ll})^{-1}. \quad (2.3.2)$$

As submatrizes Y_{gg} , Y_{gl} , Y_{ll} e Y_{lg} da matriz admitância de barra – incluídas as barras internas de geração e as cargas do sistema – são definidas por:

$$Y_{barra} \triangleq \begin{bmatrix} Y_{gg} & Y_{gl} \\ Y_{lg} & Y_{ll} \end{bmatrix} \quad (2.3.3)$$

As matrizes Y_{RED} referentes às configurações de falta e pós-falta podem ser obtidas da seguinte forma ([24], [25]):

$$\begin{aligned} Y_{RED} \triangleq [Y_{RED}ij] &= (z_{ij}^a + \Theta_{ij} - j X'di) / X'di^2, \quad i = j \\ &= (z_{ij}^a + \Theta_{ij}) / (X'di X'dj), \quad i \neq j \end{aligned} \quad (2.3.4)$$



$\partial(\phi)/\partial X _{\chi}$	=	derivada parcial (ϕ) com relação a X e avaliada em χ
Ω_r	=	$Ee_r / Ecrit_r$
δ_{ij}	$\triangleq$	Delta de Kronecker
$\bar{\theta}$	=	ângulo sobre a PEBS
$\alpha_i \beta_i \mu_i \sigma_i$	=	representam os custos incrementais de produção de energia elétrica da i-ésima máquina síncrona
ΔPm_i^1	=	acréscimo positivo da potência mecânica
ΔPm_i^2	=	acréscimo positivo da potência mecânica
ΔPm_i^3	=	acréscimo negativo da potência mecânica
ΔPm_i^4	=	acréscimo negativo da potência mecânica
H^a	=	matriz jacobiana relativa à potência elétrica / configuração pré-falta
c	=	vetor custo de dimensão $n \times 1$
v	=	vetor variáveis de decisão de dimensão $n \times 1$
L	=	matriz coeficientes de restrições de dimensão $m \times n$
$v_{m\acute{a}x}$	=	limite superior da variável v_i
ρ, κ, η e φ	=	parâmetros escalares positivos da rede neural recorrente
$E(v,t)$	=	função energia da rede neural recorrente
$H(v)$	=	função de penalidades
t	=	tempo
ϵ	=	esforço de deslocamento da margem de segurança (variável)
M^0	=	margem de segurança inicial
M_A	=	margem de segurança alvo
M_M	=	valor superior das contingências a serem monitoradas
(a)	=	índice que denota configuração pré-falta

sendo que o parâmetro Θ_{ij} vale:

- **Configuração Pós-Falta** – saída de uma linha de transmissão α com nós terminais (μ, γ) , designada por $\alpha(\mu, \gamma)$ ([24], [25]):

$$\Theta_{ij} = Y\alpha^a (z_i\mu^a z_j\mu^a + z_i\gamma^a z_j\gamma^a - z_i\gamma^a z_j\mu^a - z_i\mu^a z_j\gamma^a) / (1 - Y\alpha \lambda\alpha^a) \quad (2.3.5)$$

- **Configuração sob Falta** – curto-circuito trifásico sólido em uma barra de índice β ([24], [25]):

$$\Theta_{ij} = - z_i\beta^a z_j\beta^a / (z\beta\beta^a) \quad (2.3.6)$$

sendo:

$Y\alpha$ = admitância da linha de transmissão α a ser removida;

z_{ij} = elemento (i, j) da matriz $\mathbf{Z}$;

$$\lambda\alpha = z\mu\mu^a + z\gamma\gamma^a - 2 z\mu\gamma^a;$$

o superscrito (a) denota a configuração pré-falta.

Ressalta-se que as equações (2.3.4), (2.3.5) e (2.3.6) são expressões exatas para o cálculo de $\mathbf{Y}_{RED}^p$ e $\mathbf{Y}_{RED}^d$. A geração destas matrizes é eficiente, em termos de rapidez e precisão, se comparada com o procedimento convencional (equação (2.3.1)) – o tempo de cálculo é inferior a 3% do procedimento via inversão matricial, com redução ainda maior para sistemas de grande porte.

Com a redução, às barras internas de geração, a potência elétrica pode ser expressa por ([1]–[3], [10]–[14], [22]–[26]):

$$P_{e_i} = \sum_{j \in N, j \neq i} (C_{ij} F_{ij} + D_{ij} H_{ij}) + E_i^2 G_{ii} \quad (2.3.7)$$



sendo:

E_i = tensão interna da i -ésima máquina síncrona;

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

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

$F_{ij} = \sin \theta_{ij}$;

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

Os parâmetros G_{ij} e B_{ij} são definidos, respectivamente, como sendo condutância e susceptância de transferência. Estes parâmetros são obtidos a partir da matriz admitância de barra reduzida (2.3.1) sendo G_{ij} a parte real e B_{ij} a parte imaginária desta matriz.

2.4 CONCLUSÃO

Neste capítulo foi apresentado o modelo que descreve a dinâmica do sistema, representado pelo modelo clássico reduzido às barras internas de geração e a adoção ao centro de ângulos como referência. Escolheu-se este modelo com o intuito de agilizar e simplificar os cálculos necessários na análise de estabilidade transitória para diversas contingências e, principalmente, na geração do modelo de sensibilidade, assunto a ser tratado nos Capítulos 4 e 5.



3. ANÁLISE DE ESTABILIDADE TRANSITÓRIA

3.1. INTRODUÇÃO

A análise de estabilidade transitória de Sistemas de Energia Elétrica consiste no diagnóstico dos efeitos de perturbações que causam grandes impactos, *e.g.*, saída de equipamentos elétricos de operação, curtos-circuitos, etc. Esta análise pode ser realizada solucionando numericamente as equações diferenciais (simulação) que regem o movimento do sistema – equação de oscilação da máquina síncrona – e posteriormente analisando as suas curvas. Este procedimento não impõe restrições quanto a complexidade do modelo utilizado, contudo, seu custo computacional é elevado (em consequência da necessidade de cálculos complexos, registro e análise de curvas), além disto, não é fácil determinar o nível de estabilidade/instabilidade associado à contingência sob análise. Uma alternativa é utilizar o Método Direto de Lyapunov (MDL) que tem fornecido resultados bastante precisos – principalmente quando se considera o modelo clássico ([26]) – e com custo computacional inferior.

A análise de estabilidade transitória de Sistemas de Energia Elétrica será efetuada, neste trabalho, combinando-se o Método Direto de Lyapunov e a resolução das equações diferenciais, considerando-se defeitos tipo curto-circuito com saída de operação da linha de transmissão ([11]). Esta combinação será empregada como forma de obter maior precisão, se comparada ao Método Direto de Lyapunov, e maior rapidez se comparada à simulação. A função de Lyapunov adotada será do tipo energia. Neste caso, a análise da estabilidade será efetuada comparando-se a energia adquirida durante o transitório com uma energia crítica. A energia crítica corresponde à máxima energia que o sistema pode acumular de tal modo que sua estabilidade seja preservada. A



energia crítica e, conseqüentemente, o tempo crítico serão determinados baseados no conceito de PEBS (*Potential Energy Boundary Surface*) ([2], [3], [11]) cujo algoritmo empregado refere-se ao apresentado na referência [11]. Este algoritmo tem sido adotado tendo em vista a precisão comparável à simulação – quando se considera o modelo clássico – com custo computacional consideravelmente inferior.

3.2. MARGEM DE SEGURANÇA

O diagnóstico da estabilidade transitória de SEE pode ser efetuado através do emprego do conceito da margem de segurança definida por ([2],[3], [11]–[13], [23]–[26]):

$$M_r = (E_{crit,r} - E_{e,r}) / E_{crit,r} \quad (3.2.1)$$

sendo:

$E_{crit,r}$ = energia total crítica do sistema;

$E_{e,r}$ = energia total do sistema avaliada no instante de eliminação do defeito (t_e).

Ressalta-se que quando são consideradas as condutâncias de transferência, a expressão (2.2.2) não se caracteriza como força potencial ([25]), conseqüentemente, não é possível determinar uma função energia potencial do sistema – representada pela primeira integral do movimento – que se constitui dependente do caminho de integração, descaracterizando-a como energia potencial. 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 (2.2.1) é dada por ([2], [3], [11], [26]):

$$E(\theta, \omega) = E_c(\omega) + E_p(\theta) \quad (3.2.2)$$

sendo:

$E_c(\omega) \triangleq$ energia cinética

$$= 1/2 \sum_{i \in N} M_i \omega_i^2 ; \quad (3.2.3)$$

$E_p(\theta) \triangleq$ energia potencial

$$= - \sum_{i \in N} \int_{\theta_i^p}^{\theta_i} g_i(\theta) d\theta_i . \quad (3.2.4)$$

O superscrito (p) refere-se ao ponto de equilíbrio pós-falta.

Desenvolvendo a expressão referente a energia potencial obtém-se:

$$E_p(\theta) = - \sum_{i \in N} \int_{\theta_i^p}^{\theta_i} P_{m_i} d\theta_i + \sum_{i \in N} \int_{\theta_i^p}^{\theta_i} P_{e_i} d\theta_i + \sum_{i \in N} \int_{\theta_i^p}^{\theta_i} (M_i / MT) PCA d\theta_i \quad (3.2.5)$$

Como a potência mecânica é considerada constante e utilizando-se da Propriedade 3 (o terceiro membro de (3.2.5) torna-se nulo) a energia total do sistema será dada por ([2], [3], [11], [25], [26]):

$$E(\theta, \omega) = 1/2 \sum_{i \in N} M_i \omega_i^2 - \sum_{i \in N} P_{m_i} (\theta_i - \theta_i^p) + \sum_{i \in N} \int_{\theta_i^p}^{\theta_i} P_{e_i} d\theta_i \quad (3.2.6)$$

Observa-se que, em função da consideração das condutâncias de transferência, a função energia total do sistema – equação (3.2.6) – é dependente do caminho de integração. Para solucionar este problema há basicamente três alternativas:

- 1) desconsiderar as condutâncias de transferência no modelo, implicando na introdução de erros na solução encontrada, o qual é crescente com o aumento de carregamento do sistema. Para tornar o modelo consistente, são necessários alguns ajustes no modelo de forma a restabelecer a condição de equilíbrio do sistema ([25]) por meio da correção da potência mecânica de entrada. Alternativamente pode se manter constante esta potência, porém, é necessário calcular um novo ponto de equilíbrio do sistema sem condutâncias de transferência ([25]);
- 2) adotar formas aproximadas para a referida integral, cujas principais proposições encontradas são:
 - a) considerar somente uma parte das condutâncias de transferência, justamente aquelas que permitem agrupar termos da função energia que podem ser integrados([4], [9], [20], [28]);
 - b) incluir o efeito das condutâncias de transferência utilizando uma técnica de análise de perturbações ([17]);
 - c) assumir o caminho de integração como linear. Assim, a integral pode ser determinada , *e.g.*, via integração trapezoidal ([13]);
- 3) avaliar a integral à medida que se conhece a evolução dos ângulos das máquinas ([2]). Portanto, o caminho de integração entre dois pontos quaisquer é conhecido, assim a integral é facilmente determinada.

Neste trabalho utiliza-se a terceira alternativa, tendo em vista que esta formulação não introduz erros significativos e a integral é avaliada fazendo-se uso da regra trapezoidal ([11]).



A margem de segurança pode ser interpretada como uma “medida da distância” em relação à situação de instabilidade do sistema ([26]). A estabilidade do sistema para a r -ésima contingência pode ser avaliada mediante o emprego do conceito da margem de segurança através do seguinte critério ([2], [3], [11], [25]):

- $M_r \leq 0$, o sistema é *instável* do ponto de vista da estabilidade transitória;
- $M_r > 0$, o sistema é *estável* do ponto de vista da estabilidade transitória.

3.3. SUPERFÍCIE LIMITE DE ENERGIA POTENCIAL

A energia crítica, assim como o tempo crítico são determinados, neste trabalho, baseados no algoritmo PEBS iterativo ([2], [3], [11]). Para efetuar esta metodologia é necessário algum indicativo para que se possa identificar a PEBS como discutido a seguir.

DEFINIÇÃO 1. DERIVADA DIRECIONAL DA ENERGIA POTENCIAL é definida como sendo ([2], [3], [11]):

$$\mathcal{D}(\theta) = - \langle \mathbf{g}(\theta), \theta - \theta^p \rangle / \|\theta - \theta^p\|_2 \quad (3.3.1)$$

sendo:

$\langle \cdot, \cdot \rangle$ = produto interno de dois vetores n -dimensionais;

$$\mathbf{g}(\theta) = [g_1(\theta) \ g_2(\theta) \ g_3(\theta) \ \dots \ g_n(\theta)]^T;$$

$$g_i(\theta) \triangleq P_{m_i} - P_{e_i} - (M_i / MT) PCA;$$



$\|\bullet\|_e$ = norma euclidiana.

DEFINIÇÃO 2. SUPERFÍCIE LIMITE DE ENERGIA POTENCIAL (PEBS, em inglês: *Potential Energy Boundary Surface*) ([2], [3], [11]) é definida como os pontos correspondentes aos zeros da derivada direcional (3.3.1), excetuando o ponto de equilíbrio estável do sistema.

A PEBS representa, portanto, os pontos dos máximos direcionais da energia potencial, os quais circundam o ponto de equilíbrio estável do sistema.

PROPRIEDADE 4. A derivada direcional $\mathcal{D}(\theta)$ possui a propriedade de se manter sempre positiva para trajetórias estáveis ([2], [3], [11], [25]).

A análise de estabilidade transitória utilizando-se o conceito da PEBS ([2], [3], [11]), consiste na determinação de um ponto sobre a trajetória de falta, por processo iterativo, de tal modo que a evolução da trajetória pós-falta, que começa neste ponto, encontre a máxima aproximação da Superfície Limite de Energia Potencial.

Considerando-se os resultados apresentados acima, pode-se descrever o algoritmo mediante os seguintes passos([11], [31]):

Passo 1. Calcular o fluxo de potência pré-falta.

Passo 2. Inicialização de parâmetros:

$E_{\max} = 0$ (energia máxima inicial)

$E_{\min} = 0$ (energia mínima inicial)

$T_{\min} = 0$ (tempo mínimo inicial)

$T_{\max} = 0$ (tempo máximo inicial)

$r = 1$ (contador de contingência).



Passo 3. Calcular as matrizes de admitância reduzidas às barras internas de geração (de falta e pós-falta) e o fluxo de potência pós-falta.

Passo 4. Determinar a trajetória de falta (integração das equações diferenciais (2.2.1) considerando-se a topologia de falta) até encontrar a PEBS, ou seja, até $\mathcal{D}(\theta) = 0$:

- se $\exists \mathcal{D}(\theta) = 0$, então, faça $\theta^* = \theta$, e vá para o Passo 5;
- caso contrário, o sistema não encontrou a PEBS considerando-se o tempo de simulação. Neste caso, o sistema apresenta uma grande robustez, caracterizando-o como estável para a contingência analisada. Vá para o Passo 11.

Passo 5. Faça:

$$E_{crit}^{(r)} \leftarrow E_p(\theta^*).$$

Esta adoção é feita baseada na suposição de que a trajetória pós-falta passa próxima a um ponto de equilíbrio instável. Neste caso, a energia cinética, avaliada neste ponto, é pequena, se comparada à energia potencial.. A energia total é representada apenas pela energia potencial. Esta energia é adotada como uma estimativa inicial.

Passo 6. Determinar a trajetória de falta até que:

$$E(\theta, \omega) = E_{crit}^{(r)}$$

Faça $T = T_{crit}^{(r)}$ ($T_{crit}^{(r)}$ = tempo em que se obteve $E_{crit}^{(r)}$)

Passo 7. Monitorar a trajetória pós-falta até o tempo final de simulação:

- se $\exists \mathcal{D}(\theta) = 0$, faça $E_{max} = E_{crit}^{(r)}$, $T_{min} = T$ vá para o Passo 8;
- caso contrário, faça $E_{min} = E_{crit}^{(r)}$, $T_{max} = T$ vá para o Passo 8.



Passo 8. Se $E_{\max} = 0$, então, faça $E_{\max} = 1,3 \text{ Ecr}^{(r)}$ e vá para passo 7. Ressalta-se que não havendo uma melhor estimativa de $E_{\max}$ ($E_{\max}$ é necessariamente diferente de zero) arbitra-se, neste trabalho, um valor correspondente a 30% superior a estimativa de $\text{Ecr}^{(r)}$ anterior.

Se $E_{\max} \neq 0$, vá para o Passo 9.

Passo 9. Faça :

$$\text{Ecr}^{(r)} \leftarrow \frac{E_{\max} + E_{\min}}{2}.$$

Passo 10. Se $|E_{\max} - E_{\min}| \leq \text{tolerância}$, o processo convergiu. Vá para o Passo 11.

Caso contrário, volte para o Passo 6.

Passo 11. Contador de contingências: $r \leftarrow r + 1$.

Passo 12. Última contingência? Se verdadeiro, ir ao Passo 13. Do contrário, retornar ao Passo 2.

Passo 13. Emitir relatório, em forma de tabelas, contendo os principais dados e resultados (tempo crítico, energia crítica, energia correspondente ao instante de eliminação de defeito, margem de segurança, etc.).

Ressalta-se que o percentual de 30% adotado para estimativa de $E_{\max}$, na falta de uma estimativa melhor, foi arbitrado baseado na experiência com simulações.

3.4. CONCLUSÃO

Neste capítulo foi apresentado o critério utilizado como indicativo da estabilidade transitória, fornecendo o conceito de margem de segurança, sendo que, esta



fornece-nos uma idéia do quanto o sistema se encontra estável ou instável. Este procedimento foi escolhido pois com a utilização da margem de segurança torna-se possível encontrar indicativos de controle que retorne o sistema ao estado seguro mediante o emprego da teoria da sensibilidade. Também explicou-se a metodologia PEBS iterativa fornecendo um algoritmo computacional, optou-se por esta metodologia em razão do desempenho considerado satisfatório do ponto de vista de tempo de processamento e de resultados quando considera-se o modelo clássico.



4. CONTROLE SEGURANÇA DINÂMICA

4.1. INTRODUÇÃO

Por controle de segurança dinâmica entende-se como sendo toda a ação implementada no sistema que resulte na atenuação dos efeitos, do ponto de vista dos transitórios eletromecânicos, provocados por perturbações que freqüentemente ocorrem nos Sistemas de Energia Elétrica. As técnicas de controle de segurança dinâmica surgiram há pouco mais 15 anos e, principalmente em aplicação *on-line*, os resultados encontrados, até o momento, não são satisfatórios, além disso, o número de publicações disponíveis é ainda pequeno. As principais e mais recentes propostas encontradas na literatura especializada são as seguintes:

- 1) A metodologia proposta por Xue *et al.* ([38]) foi desenvolvida a partir de um modelo representado por um equivalente composto por uma máquina síncrona contra um barramento infinito. O conjunto de máquinas críticas é representado por uma única máquina síncrona, enquanto que, as demais são representadas por um equivalente a uma barra infinita. A partir deste modelo, os autores desenvolveram um algoritmo para o cálculo da sensibilidade de segunda ordem, considerando o método de igualdade de áreas estendido, com relação a diversos parâmetros do sistema equivalente. Permitindo, deste modo, formular o controle de segurança dinâmica. Os autores apresentaram, ainda, um método para a seleção das máquinas críticas. Neste caso, a qualidade das soluções depende, entre outros fatores, da identificação exata do grupo de máquinas críticas o que, a rigor, só é possível através de simulações, considerando a situação pós- defeito ([23]). Relato apresentado na referência ([23]) evidenciou que a aplicação do método de igualdade de áreas estendido,



considerando-se o sistema elétrico sul-brasileiro, nem sempre foi satisfatória. Foram observados, em algumas simulações, erros grosseiros. Mesmo admitindo-se o conhecimento das máquinas que efetivamente perdem o sincronismo, poder-se-á estar diante de situações conflitantes, visto que as máquinas críticas, para o cálculo do domínio de estabilidade (condição limite), não são, necessariamente, as mesmas máquinas associadas às trajetórias que começam sobre a trajetória de falta no instante da eliminação da referida falta, quando este é maior que o tempo crítico ([23]).

- 2) O método desenvolvido por Vittal *et al.* ([34]), utiliza, basicamente, os seguintes recursos: função de Lyapunov tipo energia avaliada supondo o caminho de integração linear como proposta apresentada por Athay *et al.* ([2]); energia cinética baseada em um equivalente máquina síncrona contra uma barra infinita; determinação da energia crítica considerando pontos de equilíbrio instáveis; cálculo de sensibilidade da margem de segurança não-normalizada. O cálculo da sensibilidade é realizado considerando-se parâmetros associados a um conjunto de máquinas pré-definidas. Isto quer dizer que o redespacho de geração é associado, previamente a um certo conjunto de máquinas que deverão participar da ação de controle. Ressalta-se que a obtenção da sensibilidade, com relação a cada parâmetro, requer, além de outros cálculos, a inversão de uma matriz de ordem n . Portanto, este procedimento torna-se oneroso, caso deseje-se utilizar o redespacho de geração, considerando todas as máquinas de um conjunto de muitas contingências ([23]). A determinação da energia crítica, via pontos de equilíbrio instáveis, não considera o comportamento transitório pós-falta e, deste modo, poderá levar à obtenção de resultados conservativos para sistemas multi-máquinas ([03], [11], [26]).
- 3) A metodologia proposta por Chadalavada & Vittal ([5]) é semelhante à apresentada em [34], porém, trata-se de um procedimento que contempla várias formas de ação de controle (redespacho de geração, mudança estrutural da rede, etc.). Por conseguinte, valem as mesmas observações relacionadas no Item 2;
- 4) A proposta apresentada por Fouad & Jianzhong ([14]) foi desenvolvida baseada na sensibilidade de uma margem de segurança não-normalizada, que possui uma



formulação que segue a mesma idéia apresentada por Vittal *et al.* ([34]). Contudo, o redespacho é formulado por um problema de otimização.

- 5) A metodologia proposta por Fonseca & Minussi ([12]), utiliza o conceito de PEBS para análise de estabilidade transitória com preservação topológica da rede. O redespacho é determinado mediante o emprego da teoria de sensibilidade de primeira ordem e considera defeitos tipo curto-circuito trifásico com saída da linha de transmissão de operação. A principal crítica a esta metodologia é a preservação topológica da rede, pois torna complexas as expressões da potência elétrica e, conseqüentemente, a determinação das sensibilidades. O redespacho de geração é formulado por um problema de programação linear.
- 6) A metodologia proposta por Decker & Castro ([8]) utiliza o conceito de PEBS para a análise de estabilidade transitória com preservação topológica da rede. A formulação do controle de segurança é efetuada baseada no critério da igualdade de áreas estendido. Valem, também, as mesmas observações relacionadas no Item 1. O problema do redespacho é formulado via procedimento heurístico. Deve-se destacar que a correção é efetuada para uma contingência de cada vez, podendo, desta forma, não encontrar uma solução que conduza o sistema ao estado seguro para todas as contingências analisadas.

Este trabalho tem por objetivo, então, apresentar uma metodologia para o controle de segurança dinâmica 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. A análise de estabilidade é efetuada através de uma metodologia híbrida (método da energia / simulação), como proposta na referência [11]. Esta formulação consiste na determinação de indicativos: em quais barramentos e quanto alterar, do ponto de vista da estabilidade transitória, o perfil de geração do sistema, considerando-se faltas tipo curto-circuito. O modelo do sistema adotado é o modelo clássico, cuja rede elétrica é reduzida às barras internas de geração.



4.2. FORMULAÇÃO DO PROBLEMA

Considerando-se uma lista composta por S contingências, a margem de segurança do sistema deve satisfazer à seguinte relação ([23], [25]):

$$\mathcal{M} \geq M_{\min} \quad (4.2.1)$$

sendo:

$M_{\min}$ = limite mínimo da margem de segurança do sistema (≥ 0);

$\mathcal{M}$ = margem de segurança do sistema ([23])

$$= \min_r (M_r).$$

Quando esta situação não é respeitada, ações de controle devem promover modificações nas margens de segurança de modo que as seguintes relações sejam satisfeitas ([23], [25]):

$$M_r^0 + \Delta M_r \geq M_{\min}, \quad r = 1, 2, \dots, S \quad (4.2.2)$$

sendo:

M_r^0 = margem de segurança inicial 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 análise de sensibilidade de primeira ordem por ([15], [23], [25], [34]):



$$\Delta M_r \equiv < \partial M_r / \partial \theta^a, \Delta \theta^a > \quad (4.2.3)$$

sendo:

$\partial M_r / \partial \theta^a$ = sensibilidade da margem de segurança relativa aos ângulos de equilíbrio pré-falta;

$\Delta \theta^a$ = vetor correspondente às mudanças nos ângulos de equilíbrio pré-falta, referidos ao CA;

(a) = designa a configuração pré-falta.

4.3. CÁLCULO DA SENSIBILIDADE DA MARGEM DE SEGURANÇA

A sensibilidade da margem de segurança, com relação a θ^a , pode ser expressa por ([23]) :

$$\partial M_r / \partial \theta^a = \frac{\Omega_r \partial E_{crit,r} / \partial \theta^a |_{(\theta^c, \omega^c)} - \partial E_e / \partial \theta^a |_{(\theta^e, \omega^e)}}{E_{crit,r}} \quad (4.3.1)$$

sendo:

$$\partial(\phi) / \partial \theta^a = [\partial(\phi) / \partial \theta^a_1 \quad \partial(\phi) / \partial \theta^a_2 \quad \dots \quad \partial(\phi) / \partial \theta^a_n]^T;$$

$\partial(\phi) / \partial \mathbf{X} |_{\chi}$ = derivada parcial (ϕ) com relação a $\mathbf{X}$ e avaliada em χ ;

$$\Omega_r = E_e / E_{crit,r}.$$

Os superscritos (c) e (e) denotam que as referidas variáveis são calculadas nos tempos crítico e de eliminação de defeito, respectivamente. Observa-se que a energia cinética é dependente das velocidades angulares, enquanto que a energia potencial depende de $\mathbf{P}_m$, θ^p , θ^e e ω^e ([23]). Entretanto, todas estas variáveis

encontram-se referidas com relação a θ^a . Assim, a seguir, buscar-se-á expressar (4.3.1) somente em função de θ^a . O subscrito (p) refere-se ao equilíbrio pós-falta. Para o cálculo de (4.3.1) serão desenvolvidas, previamente, as expressões relativas ao segundo termo do numerador. Os componentes do gradiente são ([23], [25]):

$$\partial E_{c,r} / \partial \theta_j^a \Big|_{(\theta e_r, \omega e_r)} = \partial E_{c,r} / \partial \theta_j^a \Big|_{(\omega e_r)} + \partial E_{p,r} / \partial \theta_j^a \Big|_{(\theta e_r)} \quad (4.3.2)$$

sendo:

$$\partial E_{c,r} / \partial \theta_j^a = \langle \partial E_{c,r} / \partial \omega_r, \partial \omega_r / \partial \theta_j^a \rangle$$

$$\partial E_{p,r} / \partial \theta_j^a = \langle \partial E_{p,r} / \partial P_m, \partial P_m / \partial \theta_j^a \rangle + \langle \partial E_{p,r} / \partial \theta_r, \partial \theta_r / \partial \theta_j^a \rangle + \langle \partial E_{p,r} / \partial \theta_r^p, \partial \theta_r^p / \partial \theta_j^a \rangle$$

em que:

$$\partial E_{c,r} / \partial \omega_r = \text{Diag} (M_s, s \in N) \omega_r$$

$$\partial E_{p,r} / \partial P_m = \theta_r^p - \theta_r$$

$$\partial E_{p,r} / \partial \theta_r = P_{e,r} - P_m$$

$$\partial E_{p,r} / \partial \theta_r^p = P_{e,r}^p - P_{m,r} = 0 \text{ (como consequência da Propriedade 1)}$$

$$\partial P_{m,i} / \partial \theta_j^a = \delta_{ij} \left\{ \sum_{k \in N, k \neq i} (C_{ik} H_{ik} - D_{ik} F_{ik}) \right\} - (1 - \delta_{ij}) \{ C_{ij} H_{ij} - D_{ij} F_{ij} \}$$

sendo:

$$\delta_{ij} \quad \triangleq \text{Delta de Kronecker}$$

$$= \begin{cases} 1, & \text{se } i = j \\ 0, & \text{se } i \neq j \end{cases}$$

$$\omega = [\omega_1 \ \omega_2 \ \dots \ \omega_n]^T;$$

$$\theta = [\theta_1 \ \theta_2 \ \dots \ \theta_n]^T;$$

$$\theta^p = [\theta_1^p \ \theta_2^p \ \dots \ \theta_n^p]^T;$$

$$P_m = [P_{m1} \ P_{m2} \ \dots \ P_{mn}]^T;$$

$$P_e = [P_{e1} \ P_{e2} \ \dots \ P_{en}]^T.$$

Para a determinação do cálculo da sensibilidade da margem de segurança (4.3.1), é necessário que se conheça os gradientes de θ e ω , os quais são calculados conforme mostra-se a seguir. Os gradientes θ e ω são determinados por sucessivas aproximações usando-se séries de Taylor ([23], [25]):

$$\partial\theta_i(t)/\partial\theta_j^a = \sum_{q=0}^s \partial[\theta_i^{(q)}(t)]/\partial\theta_j^a \big|_{(t_{h-1})} (t - t_{h-1})^q / q! \quad (4.3.3)$$

$$\partial\omega_i(t)/\partial\theta_j^a = (d/dt) \{ \partial[\theta_i^{(d)}(t)]/\partial\theta_j^a \} \quad (4.3.4)$$

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

As séries (4.3.3) e (4.3.4) são truncadas para termos de ordens superiores a (s) e $(s-1)$, respectivamente, sendo expressos por ([23], [25]):

$$\stackrel{(1)}{\partial[\theta_i]/\partial\theta_k^a} = \partial\omega_i/\partial\theta_k^a$$

$$\stackrel{(2)}{\partial[\theta_i]/\partial\theta_k^a} = M_i^{-1} \partial P m_i / \partial\theta_k^a - M_i^{-1} \partial P e_i / \partial\theta_k^a - M T^{-1} \sum_{j \in N} \{ \partial P m_j / \partial\theta_k^a - \partial P e_j / \partial\theta_k^a \}$$

$$\stackrel{(z)}{\partial[\theta_i]/\partial\theta_k^a} = -M_i^{-1} \stackrel{(z-2)}{\partial[P e_i]/\partial\theta_k^a} + M T^{-1} \sum_{j \in N} \stackrel{(z-2)}{\partial[P e_j]/\partial\theta_k^a}$$

$$i \in N, \quad z = 3, 4, \dots, s.$$

sendo:

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

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

$$\frac{\partial [F_{ij}]}{\partial \theta_k^a} = + \sum_{q=1}^m \tau_{m,q} \{ \frac{\partial [\theta_{ij}]}{\partial \theta_k^a} [H_{ij}] - [\theta_{ij}] \frac{\partial [H_{ij}]}{\partial \theta_k^a} \}$$

$$\frac{\partial [H_{ij}]}{\partial \theta_k^a} = - \sum_{q=1}^m \tau_{m,q} \{ \frac{\partial [\theta_{ij}]}{\partial \theta_k^a} [F_{ij}] + [\theta_{ij}] \frac{\partial [F_{ij}]}{\partial \theta_k^a} \}$$

em que ([22]–[25]):

$$\tau_{m,1} = \tau_{m,m} = 1 \quad (4.3.5)$$

$$\tau_{m,q} = \tau_{(m-1),q} + \tau_{(m-1),(q-1)} \quad (4.3.6)$$

Nota-se que os parâmetros $\tau_{(•,•)}$ 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 ([23]):

$$\frac{\partial E_{crit}}{\partial \theta_r^a} \Big|_{(\theta^c, \omega^c)} \equiv \nabla_r(\bar{\theta}) \quad (4.3.7)$$

sendo:

$$\nabla_r(\theta) = \frac{\partial}{\partial \theta_r^a} \left\{ - \sum_{i \in N} \int_{\theta_i^p}^{\theta_i} g_i(\theta) d\theta_i \right\} \quad (4.3.8)$$

$\bar{\theta}$ = ângulo sobre a PEBS.

A equação (4.3.8) é expressa em função de uma integral que não pode ser resolvida analiticamente, tendo em vista a dependência do caminho de integração. Vale, portanto, as mesmas observações com relação à função energia potencial (equação (3.2.6)).

4.4. CONCLUSÃO

Neste capítulo apresentou-se o problema de Controle de Segurança Dinâmico e as principais metodologias existentes, evidenciando a necessidade de avanços nesta área. Também foram apresentados os cálculos necessários para obter a sensibilidade da margem de segurança com relação aos ângulos das máquinas síncronas de equilíbrio pré-falta, sendo que, os ângulos e velocidade foram calculados utilizando-se expansões em série de Taylor como forma de obtê-las por intermédio de expressões algébricas.



5. REDESPACHO DE GERAÇÃO

5.1. INTRODUÇÃO

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 o nível de segurança deteriora-se ([23]). Neste caso, deve-se determinar uma outra solução em que as condições de segurança do sistema sejam atendidas, por exemplo, mediante um problema de otimização – maximizando ou minimizando algum critério preestabelecido – sujeito às restrições inerentes do sistema que são: a limitação física dos equipamentos elétricos, perfil de tensão, balanço de potência, etc. e, ainda, as restrições de segurança dinâmica. Enfatiza-se que o controle de segurança dinâmica pode ser resolvido de modo semelhante ao problema baseado em critérios estáticos incluindo-se as equações (4.2.2) (relativas à segurança dinâmica) como restrições.

5.2. FORMULAÇÃO DO PROBLEMA

O controle de segurança dinâmica, através do redespacho de geração, pode ser realizado mediante a solução do seguinte problema de otimização ([23], [25]):

$$\text{Minimizar FO} = f(\Delta P_m) \quad (5.2.1)$$



sujeito a:

1. Restrições de Estabilidade Transitória

$$< \partial M_r / \partial P_m, \Delta P_m > \geq M_{\min} - M_r, \quad r = 1, 2, \dots, S$$

2. Restrição de Balanço de Potência

$$\sum_{i \in N} \Delta P_{m_i} = 0$$

3. Restrições Referentes à Limitação Física dos Equipamentos

$$\Delta P_{\min_i} \leq \Delta P_{m_i} \leq \Delta P_{\max_i}, \quad i \in N.$$

sendo:

f = função escalar linear ou não-linear;

$\Delta P_{\min_i}$ = $P_{m_i}^0 - P_{\min_i}$;

$\Delta P_{\max_i}$ = $P_{\max_i} - P_{m_i}^0$;

$P_{\min_i}, P_{\max_i}$ = limites inferior e superior da potência mecânica, respectivamente;

$P_{m_i}^0$ = potência mecânica referente ao estado inicial de operação da i -ésima máquina síncrona;

S = número de contingências que requerem correção de margens de segurança associadas.

4. Restrições Referentes à Capacidade da Rede Elétrica.



Neste trabalho o problema de otimização é formulado para resolver o controle de segurança dinâmica. Não serão consideradas as restrições referentes à capacidade da rede elétrica de transmissão, pois, com as restrições de estabilidade transitória, torna-se, de certa forma, desnecessário considerá-las. Poder-se-á, talvez, levar em conta algum critério termoelétrico, mas, isto não é de natureza vital para o desenvolvimento do trabalho.

A função objetivo (FO), adotada neste trabalho, é obtida como a soma de n funções do tipo mínimo deslocamento (lineares por parte) ([6], [23]). Desdobrando-se esta função objetivo em função de quatro outras variáveis, $\Delta P_{m_i}^1$, $\Delta P_{m_i}^2$, $\Delta P_{m_i}^3$ e $\Delta P_{m_i}^4$ ([23]), relativas ao incremento positivo e negativo do estado nominal de geração, obtém-se, então, uma soma de quatro funções lineares que reproduzem a função. Assim tem-se:

$$FO = \sum_{i \in N} (\sigma_i \Delta P_{m_i}^1 + \beta_i \Delta P_{m_i}^2 + \alpha_i \Delta P_{m_i}^3 + \mu_i \Delta P_{m_i}^4) \quad (5.2.2)$$

As inclinações α_i , β_i , μ_i e σ_i representam os custos incrementais de produção de energia elétrica da i -ésima máquina síncrona.

sendo:

$\Delta P_{m_i}^1$ e $\Delta P_{m_i}^2$, são acréscimo positivos da potência mecânica;

$\Delta P_{m_i}^3$ e $\Delta P_{m_i}^4$, são acréscimo negativos da potência mecânica.

A variável ΔP_{m_i} é, então, definida por:

$$\Delta P_{m_i} \triangleq \Delta P_{m_i}^1 + \Delta P_{m_i}^2 - \Delta P_{m_i}^3 - \Delta P_{m_i}^4 \quad (5.2.3)$$

Assim, o problema (5.2.1), pode ser expresso por:

$$\text{Minimizar FO} = \sum_{i \in N} (\sigma_i \Delta P_{m_i}^1 + \beta_i \Delta P_{m_i}^2 + \alpha_i \Delta P_{m_i}^3 + \mu_i \Delta P_{m_i}^4) \quad (5.2.4)$$

Sujeito a:

1 Restrição de Estabilidade Transitória

$$< \partial M_r / \partial P_m , \Delta P_m > \geq M_{\min} - M_r , \quad r = 1, 2, \dots, S \quad (5.2.5)$$

2 Restrição de Balanço de Potência

$$\sum_{i \in N} (\Delta P_{m_i}^1 + \Delta P_{m_i}^2 - \Delta P_{m_i}^3 - \Delta P_{m_i}^4) = 0 \quad (5.2.6)$$

3 Restrições Referentes à Limitação Física das Máquinas Síncronas

$$0 \leq \Delta P_{m_i}^1 \leq \Delta P_{\max_i}^1$$

$$0 \leq \Delta P_{m_i}^2 \leq \Delta P_{\max_i}^2$$

$$0 \leq \Delta P_{m_i}^3 \leq \Delta P_{\min_i}^1$$

$$0 \leq \Delta P_{m_i}^4 \leq \Delta P_{\min_i}^2 \quad (5.2.7)$$

$$i \in N$$

sendo:

$$\Delta P_m^k = [\Delta P_{m_1}^k \ \Delta P_{m_2}^k \ \dots \ \Delta P_{m_n}^k] , \quad k=1,2,3,4.$$

Então, o problema de controle preventivo dinâmico, utilizando o conceito de redespacho de geração, é resolvido minimizando-se a função objetivo (5.2.4), sujeita as restrições (5.2.5)–(5.2.7). A solução deste problema – que será resolvido utilizando-se redes neurais – é dada em função das variáveis $\Delta P_{m_i}^1, \Delta P_{m_i}^2, \Delta P_{m_i}^3, \Delta P_{m_i}^4 \geq 0$, $i \in N$. Para conversão às variáveis originais (ΔP_{m_i} , $i \in N$), deve-se utilizar a equação (5.2.3).

5.3. SENSIBILIDADE DA MARGEM DE SEGURANÇA COM RELAÇÃO A POTÊNCIA MECÂNICA

Para formular o problema de programação linear definido pelas equações (5.2.4) – (5.2.7) é necessário obter a sensibilidade da margem de segurança com relação a potência mecânica, portanto, necessita-se de uma relação entre a variação da potência mecânica e a variação dos ângulos pré-falta ([23]). Para pequenos desvios angulares utiliza-se uma relação da seguinte forma ([23], [27]):

$$\Delta P_m = H^a \Delta \theta^a \quad (5.3.1)$$

sendo:

H^a = matriz jacobiana do segundo membro de (2.3.7) (equação de equilíbrio) com relação a θ^a .

Observa-se que a matriz H^a é singular ([23]) – isto porque os elementos de cada linha desta matriz são linearmente dependentes – conseqüentemente, não será possível expressar $\Delta \theta^a$ em função de ΔP_m ([23], [25]). Para resolver este problema adota-se um dos ângulos como referência do sistema. Desta forma, utilizando a Propriedade 2 e realizando uma mudança do ponto de equilíbrio de θ^a deduz-se que:

$$\sum_{j \in N} M_j \Delta \theta_j^a = 0 \quad (5.3.2)$$

Isolando-se a k -ésima componente de $\Delta \theta^a$ na expressão anterior, obtém-se ([23], [25]):

$$\Delta \theta_k^a = -T^T \Delta \theta_{i-k}^a \quad (5.3.3)$$



sendo:

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

$$\Delta\theta_{i-k}^a = [\Delta\theta_1^a \ \Delta\theta_2^a \ \dots \ \Delta\theta_{k-1}^a \ \Delta\theta_{k+1}^a \ \dots \ \Delta\theta_n^a]^T.$$

Assim, a equação (5.3.1) pode ser rescrita como:

$$\Delta P_m = \mathbf{A}^a \Delta\theta_{i-k}^a + \mathbf{H}_k^a \Delta\theta_k^a \quad (5.3.4)$$

sendo:

$\mathbf{A}^a$ = matriz $\mathbf{H}^a$ excluindo-se a k-ésima linha e k-ésima coluna,

$\mathbf{H}_k$ = k-ésima coluna de $\mathbf{H}^a$.

Substituindo-se (5.3.3) em (5.3.4), obtém-se ([21], [23]):

$$\Delta P_m = \mathbf{HEQ}^a \Delta\theta_{i-k}^a \quad (5.3.5)$$

em que:

$$\mathbf{HEQ}^a = \mathbf{A}^a - \mathbf{H}_k^a \mathbf{T}^T,$$

Desta forma, utilizando-se a expressão (5.3.5) e substituindo em (4.2.3) deduz-se que:

$$\Delta M_r = \langle \partial M_r / \partial \theta_{i-k}^a, [\mathbf{HEQ}^a]^{-1} \Delta P_m \rangle + \partial M_r / \partial \theta_k^a \Delta\theta_k^a \quad (5.3.6)$$

Substituindo-se a equação (5.3.3) em (5.3.6), obtém-se:

$$\Delta M_r = \langle \partial M_r / \partial \theta_{i-k}^a, [\mathbf{HEQ}^a]^{-1} \Delta P_m \rangle - \partial M_r / \partial \theta_k^a \langle \mathbf{T}, \Delta\theta_{i-k}^a \rangle \quad (5.3.7)$$

sendo:

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

Finalmente, substituindo $\Delta \theta_{i-k}^a$, utilizando-se a equação (5.3.5), em (5.3.7), resulta em ([23], [25]):

$$\Delta M_r \equiv \langle \partial M_r / \partial \mathbf{P}_m, \Delta \mathbf{P}_m \rangle \geq M_{\min} - M_r^0 \quad (5.3.8)$$

sendo:

$\partial M_r / \partial \mathbf{P}_m$ Δ vetor sensibilidade da margem de segurança da r -ésima contingência com relação a potência mecânica, adotando-se a k -ésima máquina síncrona como referência

$$\begin{aligned} &= [\partial M_r / \partial P_{m1} \quad \partial M_r / \partial P_{m2} \quad \dots \quad \partial M_r / \partial P_{mn}]^T \\ &= [(\mathbf{HEQ}^a)^{-1}]^T (\partial M_r / \partial \theta_{i-k}^a - \partial M_r / \partial \theta_k^a \mathbf{T}). \end{aligned}$$

Desta forma, a equação (5.3.8) pode ser utilizada como restrição de estabilidade transitória. Nota-se que para gerar esta expressão faz-se necessário o cálculo de $\partial M_r / \partial \theta^a$ e $(\mathbf{HEQ}^a)^{-1}$, sendo esta última parcela responsável pela maior parte de tempo de processamento, contudo, deve-se lembrar que este valor é independente da localização da falta, por ser calculado para os valores pré-falta, portanto, havendo mais que uma contingência violando o limite de estabilidade o custo computacional adicional, basicamente, corresponde ao cálculo de $\partial M_r / \partial \theta^a$ ([23]).

5.4. CONCLUSÃO

Neste capítulo formulou-se a questão do controle de segurança dinâmica como um problema de programação linear, sendo que, a função objetivo a ser minimizada foi escrita em função do desvio da potência mecânica de entrada das



máquinas síncronas e as restrições consideradas foram: restrições de estabilidade transitória, restrição de balanço de potência e restrições referentes à limitação física dos equipamentos. Na seqüência do capítulo efetuou-se as transformações necessárias para obter a sensibilidade da margem de segurança com relação à potência mecânica.



6. REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS

6.1. INTRODUÇÃO

Redes neurais são concepções em *hardware* e/ou *software* baseadas no modelo de como o cérebro codifica e processa informações ([32], [36], [37]). As aplicações são geralmente destinadas a soluções de problemas difíceis de serem obtidas por meio de rotinas convencionais em computadores digitais, *e.g.*, visão artificial, memória endereçada por conteúdo, controle em tempo real, otimização combinatória, etc. Como se pode notar estas redes são dotadas de aprendizado, reconhecimento de padrão e memória associativa, entre outras funções especializadas.

Neste capítulo apresentam-se os principais conceitos envolvendo a teoria de redes neurais artificiais entre eles os tipos de redes e neurônios. Ater-se-á com maior ênfase à rede neural Hopfield ([7], [16], [32], [36], [37]) que será utilizada para solucionar o problema de programação linear.

6.2. MODELO DO NEURÔNIO

Apresenta-se, a seguir, o modelo de neurônio biológico mais conhecido na literatura. Ressalta-se que, vários tipos de neurônios têm sido identificados, cada qual distingue dos demais pela forma do corpo celular. Estas diferenças morfológicas



exibem especializações funcionais importantes ([31]). A identificação das funções destes neurônios representa um dos tópicos mais importantes de estudos referentes à compreensão do cérebro humano ([31]). Os resultados destes estudos poderão orientar o desenvolvimento de redes neurais artificiais ainda mais eficientes, principalmente com relação à capacidade e velocidade do aprendizado. Apresenta-se, também, o modelo neural artificial proposto em 1943 por McCulloch-Pitts ([21]) que é atualmente o mais utilizado na área da neuro-computação.

6.2.1. MODELO BIOLÓGICO

Os neurônios biológicos, basicamente, são constituídos por ([31]):

Corpo Celular : Ou **soma** (*sôma* do grego que significa corpo com referência aos seres vivos) corresponde a parte central do neurônio, responsável pela geração e recepção dos impulsos nervosos.

Dendrito : Tem a função de receber informações ou impulsos nervosos de outros neurônios e conduzi-los ao corpo celular.

Axônio : Um axônio possui, basicamente, a mesma função do dendrito, porém, é mais longo. Um axônio pode medir de 0,1 milímetro a 1 metro. Próximo de seu final, o axônio divide-se em várias ramificações menores (dendritos) que se interligam com os demais neurônios através das sinapses.

Sinapse : É o ponto de conexão entre a terminação axônica de um neurônio e o dendrito de outro. Funcionam como válvulas, sendo capazes de controlar a transmissão de impulsos, ou seja, o fluxo da informação, entre os neurônios que compõem a rede. Esta capacidade é conhecida como eficiência sináptica.



A Figura 1 mostra as partes componentes do neurônio biológico descrito a cima.

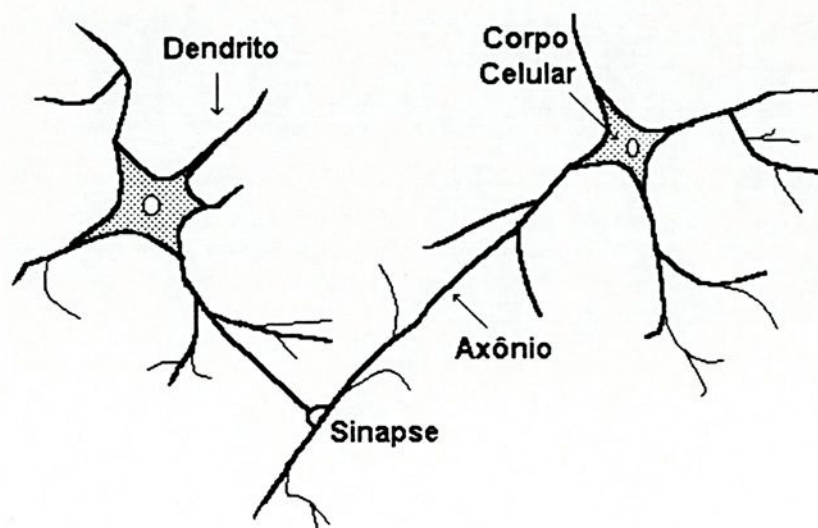


FIGURA 1. Modelo de um neurônio biológico.

6.2.2. MODELO NEURAL ARTIFICIAL

Os modelos de neurônios artificiais foram concebidos baseados no funcionamento dos neurônios biológicos. Vários modelos foram propostos na literatura. Apresenta-se, a seguir, o modelo de McCulloch-Pitts ([21]) que é o mais empregado na área da neuro-computação. O modelo deste neurônio é mostrado na Figura 2.

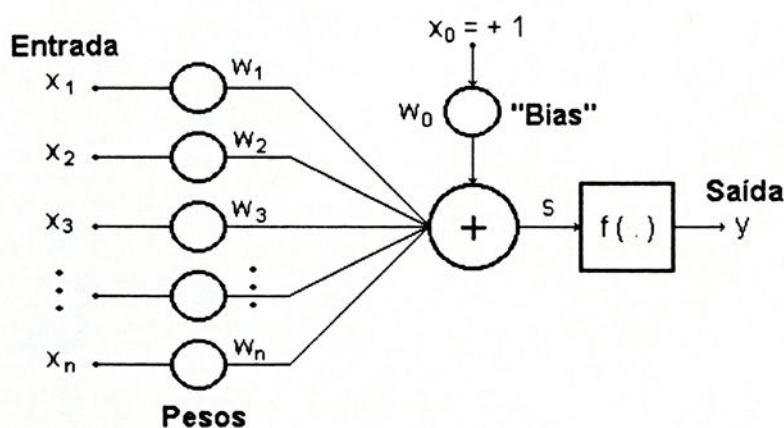


FIGURA 2. Modelo de neurônio de McCulloch-Pitts.

Este modelo consiste de uma atividade s que é a soma de n entradas (X) ponderadas por seus respectivos pesos (W). Esta atividade alimenta uma função não-linear $f(.)$ que produz um sinal que será conduzido aos demais neurônios. As não-linearidades mais empregadas são funções tipo relé, lógica *threshold*, linear com saturação e sigmóide. As não-linearidade tipo relé e lógica *threshold* são apropriadas para trabalhos com dados binários, enquanto a função sigmóide é recomendada para aplicações cujos dados de entrada são analógicos. O neurônio de McCulloch-Pitts pode conter, ainda, um peso *bias* w_0 alimentado por uma constante $x_0 = + 1$ que atua como controle do nível de saída do neurônio ([31]).

6.3 CLASSIFICAÇÕES DE REDES NEURAIS

Uma Rede Neural Artificial é composta por elementos de processamento (neurônios) dispostos em camadas e suas interligações (sinapses). Cada neurônio pode conter várias entradas e somente uma saída. Porém, cada saída pode ser utilizada como entrada a vários neurônios através das interligações. Assim

cada neurônio pode receber várias entradas procedentes de outros neurônios. Processado o sinal ele envia aos outros neurônios.

As redes neurais podem ser classificadas em dois tipos quanto a sua estrutura: redes recorrentes e redes não-recorrentes.

Rede Recorrente. Uma rede é definida como recorrente se ela contém laços de realimentação, ou seja, contém conexões das saídas de uma determinada camada para a entrada da mesma ou de camadas anteriores ([31], [32], [36]).

Rede Não-Recorrente. Uma rede é definida como não-recorrente ou *feedforward* se ela não contém laços de realimentação. Redes não-recorrente não têm memória, sendo que, sua saída é exclusivamente determinada em função da entrada e dos valores dos pesos ([31], [32], [36]).

O treinamento de redes neurais é o processo de ajuste dos pesos sinapses e *bias*. Existem, basicamente, dois tipos de treinamento: supervisionado e não-supervisionado.

Treinamento Supervisionado. O treinamento supervisionado consiste no ajuste de pesos de uma rede neural para fornecer saídas desejadas, considerando-se o conjunto de padrões de entrada ([32]).

O treinamento supervisionado necessita de um par de vetor formado por um vetor de entrada e vetor alvo representando a saída desejada. Juntos eles são



chamados de par treinado. Um dos algoritmos mais difundidos para treinamento deste tipo de rede é o *Back-Propagation* ([32],[36], [37]).

Treinamento Não-Supervisionado. O treinamento não-supervisionado consiste no ajuste de pesos de uma rede neural levando-se em conta somente o conjunto de padrões de entrada ([32]).

O treinamento não-supervisionado, desenvolvido por Kohonen ([18], [19]) e muitos outros, não necessita de um alvo para as saídas e, portanto, nenhuma comparação é necessária para respostas predeterminadas. O conjunto treinado consiste exclusivamente de vetores de entradas. O processamento extrai as propriedades estatísticas e grupos similares em classes.

6.4 REDE NEURAL DE HOPFIELD

A rede neural de Hopfield consiste de um conjunto de neurônios densamente conectados, ou seja, ela é uma rede recorrente. Em consequência do laço de realimentação a resposta deste tipo de rede é dinâmica, *i.e.*, apresenta-se uma entrada à rede, esta produz uma saída que novamente é fornecida à entrada por meio do laço de realimentação produzindo uma nova saída e assim sucessivamente até que a rede estabilize em um determinado ponto de equilíbrio – caso a rede seja estável. A Figura 3 mostra o esquema destas redes.



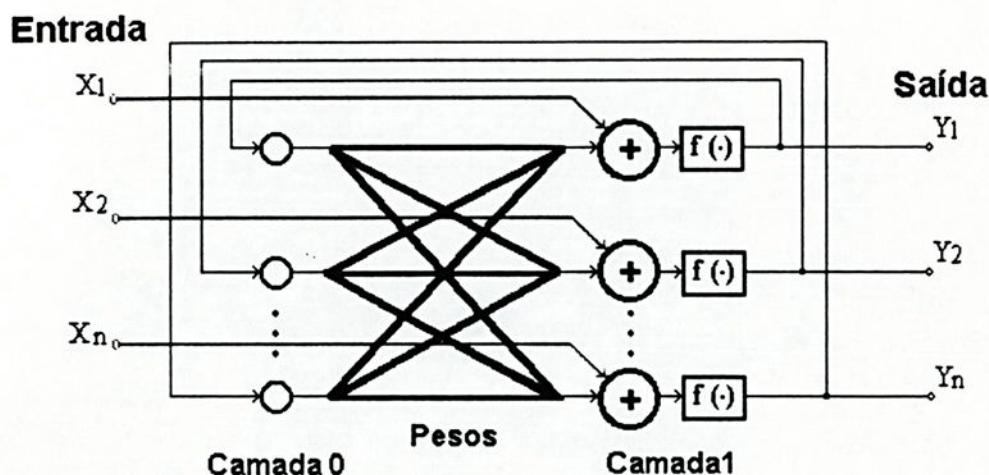


FIGURA 3. Rede neural de Hopfield.

Na camada 1 encontram-se os elementos de processamentos – neurônios – e na camada 0 os responsáveis pela distribuição dos sinais (*fan*, em inglês) da saída da rede para a sua entrada. A função $f(\cdot)$, dependendo do tipo de aplicação, pode ser o relé, sigmóide, etc.

Para solucionar problemas com este tipo de rede, basicamente, consiste em fazer com que a resposta desejada seja o mínimo global da rede e espera-se que a dinâmica da rede leve-a para este ponto de equilíbrio em um tempo finito. Pode ocorrer que a rede se acomode em um mínimo local, com o intuito de evitar este tipo de empecilho a rede projetada no próximo capítulo terá um vetor peso *bias* variante no tempo.

A maior vantagem do emprego destas redes está na velocidade de cálculo. Esta qualidade vem do fato da natureza altamente paralela e da grande razão de convergência do processo. No caso de implementação em circuitos eletrônicos o tempo de cálculo consumido é praticamente independente da dimensão do problema.

Uma dificuldade no uso das redes de Hopfield é que muitas vezes elas não são estáveis, *i.e.*, a saída varia continuamente. Para determinar a estabilidade ou não

da rede utiliza-se o conceito de função energia, o problema é que nem sempre é fácil determinar esta função.

6.5 CONCLUSÃO

Apresentou-se neste capítulo os principais conceitos envolvendo redes neurais artificiais. A rede de Hopfield, em virtude de sua natureza altamente paralela, apresenta grande potencialidade para a sua utilização em soluções de problemas em tempo real. O modelo do neurônio aqui apresentado e o utilizado no próximo Capítulo diferem um pouco em consequência da inserção de um integrador.



7. REDESPACHO DE GERAÇÃO VIA REDES NEURAIIS

7.1. INTRODUÇÃO

A rede neural a ser utilizada neste trabalho é do tipo Hopfield ([7], [16], [32], [33], [36]). Os objetivos são, então, formular e investigar o emprego destas redes na determinação do redespacho de geração de modo ótimo, mediante simulação em computador digital.

Otimização é um procedimento básico utilizado em vários campos do conhecimento humano, o qual visa a obtenção de soluções ótimas (minimização/maximização) de problemas com restrições. Muitos métodos têm sido propostos na literatura para a sua solução. Uma alternativa em otimização consiste no desenvolvimento de circuitos especiais que simulam tanto a função objetivo como o conjunto de restrições, compondo um arranjo complexo de interligações de neurônios, constituindo, por conseguinte, uma rede neural ([32], [33], [36]). As vantagens da utilização destas redes referem-se a maior velocidade na obtenção das soluções, se comparadas aos algoritmos convencionais de otimização, em virtude da grande razão de convergência e, também, pela facilidade de paralelização do método ([25]).

Redes neurais utilizadas em otimização são, em sua maioria, destinadas ao tratamento de programação não-linear ([7], [16], [27], [29], [30]). A programação linear constitui-se num caso particular do problema não-linear ([7], [16], [35]). Considerando-se que as restrições do problema abordado neste trabalho (equações (5.2.5) – (5.2.7)) são lineares e, com a função objetivo podendo ser modelada como



linear por partes, apresentar-se-á a seguir, a formulação do problema de otimização através de uma rede neural para a determinação de soluções de programação linear ([35]). Para solucionar-se o problema de programação linear mediante o emprego de redes neurais faz-se necessária, principalmente, a determinação dos pesos sinapses e *bias* em função dos parâmetros que formam o problema de programação linear.

7.2. PROGRAMAÇÃO LINEAR VIA REDES NEURAIIS

Uma formulação geral do problema de programação não-linear pode ser colocada na seguinte forma:

- Minimizar uma função escalar:

$$f(\mathbf{x}) \tag{7.2.1}$$

sujeito às restrições:

$$\mathbf{h}(\mathbf{x}) \geq 0 \tag{7.2.2}$$

sendo:

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

O problema de programação linear pode ser formulado como ([35]):

$$\bullet \text{ Minimizar } : \mathbf{c}^T \mathbf{v} \tag{7.2.3}$$

$$\text{sujeito às restrições} : \mathbf{L} \mathbf{v} = \mathbf{b} \tag{7.2.4}$$

$$0 \leq v_i \leq v_{\max} \tag{7.2.5}$$

sendo:

$v_{\max}$ = limite superior da variável v_i ;

c = vetor custo de dimensão $n \times 1$;

v = vetor variáveis de decisão de dimensão $n \times 1$;

L = matriz coeficientes de restrições de dimensão $m \times n$.

A equação (7.2.4) corresponde às restrições de igualdades e, feita as devidas manipulações matemáticas, também, as restrições de desigualdades. A equação (7.2.3) é a função objetivo a ser minimizada. As equações (7.2.4) e (7.2.5) definem uma região factível poliedral em um espaço n -dimensional. Este problema pode ser resolvido utilizando-se uma rede neural tipo Hopfield ([32], [36]), ([7]), ([16]), utilizando-se n neurônios, cuja variável v_i está relacionada com a saída deste neurônio, tipo Mc-Culloch-Pitts ([21]), modificado (com bloco integrador e realimentação da saída), com função de ativação sigmoidal ([32], [36], [37]), cujos valores de saída estão compreendidos entre 0 e $v_{\max}$. Os pesos da rede neural são definidos a partir da estrutura do problema de programação linear, estabelecida pelas equações (7.2.3)–(7.2.5), do seguinte modo ([25], [35]):

• **Matriz de Pesos (Sinapses) :**

$$W = -\rho L^T L,$$

• **Pesos Bias :**

$$\Phi(t) = \rho L^T b - \kappa \exp(-\eta t) c.$$

sendo:

ρ , κ e η são parâmetros escalares positivos;

t = tempo.



Assim, dadas as condições iniciais do problema, o vetor saída – definido em função do estado do sistema – evolui 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 ([35]). Em razão do termo decaimento no vetor peso *bia* ($\Phi(t)$) esta rede neural recorrente é um sistema dinâmico variante no tempo. O modelo do neurônio utilizado pode ser visto na Figura 4 e o esquema da rede na Figura 5.

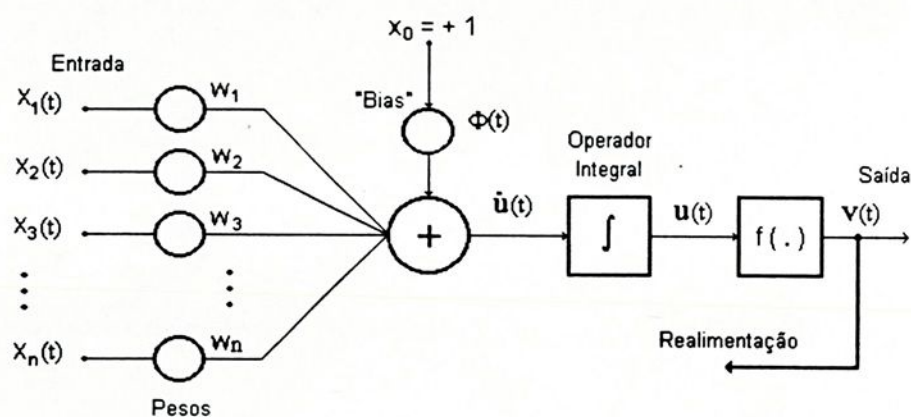


FIGURA 4. Modelo do neurônio utilizado.

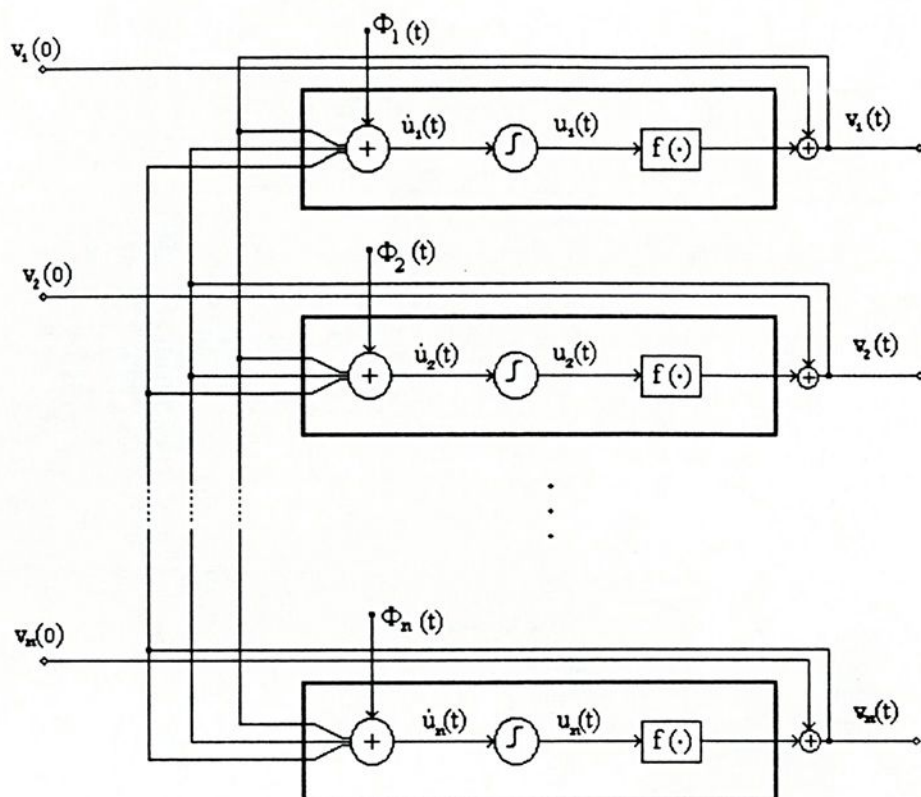


FIGURA 5. Esquema da rede neural.

A equação dinâmica da rede apresentada na Figura 5 é descrita pelo seguinte sistema de equações diferencial e algébrica ([25], [35]):

$$\dot{\mathbf{u}}(t) = -\rho \mathbf{L}^T \mathbf{L} \mathbf{v}(t) + \rho \mathbf{L}^T \mathbf{b} - \kappa \exp(-\eta t) \mathbf{c} \quad (7.2.6)$$

$$v_i(t) = v_{\max} / \{ 1 + \exp[-\varphi u_i(t)] \}. \quad (7.2.7)$$

A equação (7.2.7) representa a função sigmóide com amplitude $v_{\max}$ e inclinação φ , cuja entrada e saída são, respectivamente, u e v .

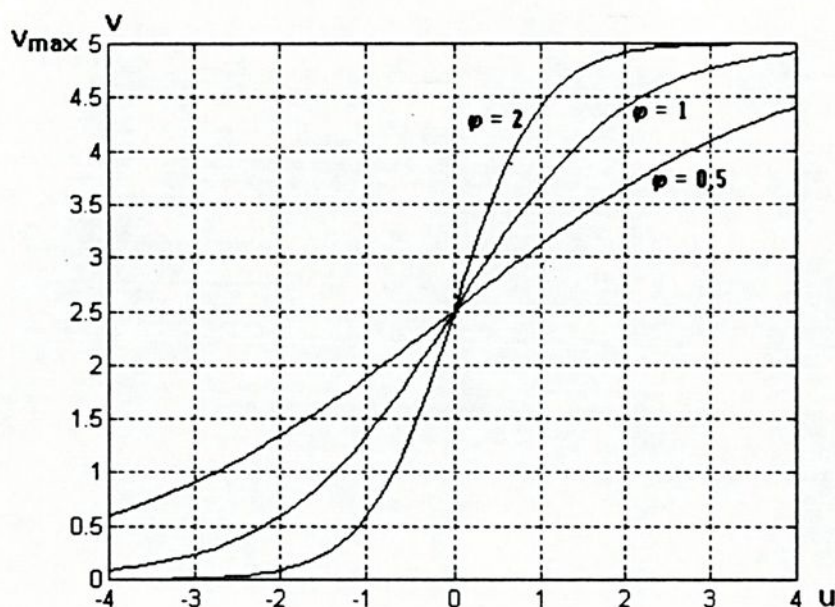


FIGURA 6. Função sigmóide considerando-se $v_{\max}$ igual a 5, ϕ igual a 0,5, 1 e 2 e, ainda, u compreendido entre -4 e 4 .

Como se pode verificar, as variáveis de estado da rede neural abordada neste trabalho, descrevem uma trajetória no espaço n -dimensional. Os dois primeiros termos do lado direito de (7.2.6) obrigam o atendimento das restrições (7.2.4). O parâmetro ρ é um fator de escala da matriz de pesos e da parte constante do vetor *bias* ($\Phi(t)$). O terceiro termo força a minimização da função energia da rede neural. Os parâmetros κ e η são fatores de escala do termo decaimento do vetor *bias*. O tempo de convergência desta rede é de $5/\eta$, portanto, grandes valores de η fazem com que a rede tenha uma convergência muito rápida, porém, como o termo decaimento do vetor *bias* é da forma exponencial e dependente de η , valores elevados deste pode levar o termo decaimento a "zerar" antes que o processo de minimização tenha sido alcançado. Na próxima seção estudar-se-á valores ótimos para os parâmetros escalares positivos ρ , κ e η . O parâmetro ϕ controla a sensibilidade de realização da função ativação – controla a inclinação da sigmóide.

7.3. PROPRIEDADES ASSINTÓTICAS DA REDE NEURAL

O sistema dinâmico definido pelas equações (7.2.6) e (7.2.7) é não-linear. Um estudo da estabilidade da rede, com a referida estrutura, foi efetuado por Wang ([35]), 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 ($v(0)$), 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*. Desta forma, a seguir, tratar-se-á deste estudo, incluindo a estabilidade da rede neural recorrente, a factibilidade e otimalidade das soluções.

Teorema 1 ([35]). A rede neural recorrente descrita pelas equações (7.2.6) e (7.2.7) é globalmente assintoticamente estável, ou seja, $\forall v(0) \in V \exists v^* \in V$, tal que:

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

sendo:

v^* = o estado (ponto de equilíbrio) estável de $v(t)$;

V = espaço de estado.



DEMONSTRAÇÃO. Considere a seguinte função energia ([35]):

$$E(v(t), t) = \frac{1}{2} [L v(t) - b]^T [L v(t) - b] + (\kappa / \rho) c^T [v^- + v(t)] \exp(-\eta t) \quad (7.3.1)$$

sendo:

$$v^- = [v_1^-, v_2^-, \dots, v_n^-]^T;$$

$$v_i^- = \text{sgn}(c_i)(v_{\text{máx}} + \vartheta);$$

$\text{sgn}(\bullet)$ Δ função sinal;

ϑ Δ um número positivo arbitrário.

Pode-se verificar que para $\forall t \geq 0, \forall v \in V, E(v(t), t) \geq 0$ e $E(v(t), t) \rightarrow \infty$ quando $\|v(t)\| \rightarrow \infty$. Então, tomando-se :

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

obtida a partir da equação (7.2.6), a derivada temporal da função energia pode ser expressa por ([35]):

$$\begin{aligned} d\{E(v(t), t)\} / dt &= [L^T L v(t) - L^T b + (\kappa / \rho) \exp(-\eta t) c]^T \dot{v}(t) - (\eta \kappa / \rho) c^T [v^- + v(t)] \exp(-\eta t) \\ &= - (1 / \rho) \dot{u}^T(t) \dot{v}(t) - (\eta \kappa / \rho) c^T [v^- + v(t)] \exp(-\eta t). \end{aligned} \quad (7.3.2)$$

A função $\dot{v}(t)$ pode ser calculada a partir da equação (7.2.7):

$$\begin{aligned} \dot{v}_i(t) &= d/du_i \{v_i(t)\} \dot{u}_i \\ &= q_i u_i \end{aligned} \quad (7.3.3)$$

sendo:

$$q_i \triangleq \varphi v_i(t)(v_{\max} - v_i(t)) / v_{\max}$$

A equação (7.3.3) é o i -ésimo componente do vetor $\dot{v}$. Substituindo-se (7.3.3) em (7.3.2), a função quadrática referente ao primeiro termo de (7.3.2) pode ser expressa por:

$$-(1/\rho) \dot{u}^T(t) \dot{v}(t) = -\dot{u}^T \text{Diag} \{q_i, i = 1, 2, \dots, n\} \dot{u} / \rho \leq 0 \quad (7.3.4)$$

visto que $\rho > 0$ e $0 \leq q_i \leq \varphi v_{\max} / 4$.

Nota-se que $v(t)$ é uma função uniformemente crescente com relação a $u(t)$. Além disto, $\eta > 0$, $\kappa > 0$, $c^T [v^- + v(t)] > 0$ e $-\eta \kappa c^T [v^- + v(t)] \exp(-\eta t) < 0$ para $0 \leq t \leq \infty$; então:

$$d\{E(v(t), t)\}/dt < 0 \text{ (definida negativa)}. \quad (7.3.5)$$

Portanto, $E(v(t), t)$ é uma função de Lyapunov para o sistema (7.2.6)–(7.2.7). ■

Teorema 2 ([35]). O ponto de equilíbrio da rede neural (7.2.6)–(7.2.7) é uma solução factível do problema de programação linear definido pelas equações (7.2.3)–(7.2.5), ou seja, $v^* \in V^*$.



DEMONSTRAÇÃO. Considere uma função de penalidades definida por ([35]):

$$\begin{aligned} H(v(t)) &= \frac{1}{2} [Lv(t) - b]^T [Lv(t) - b] \\ &= \frac{1}{2} \|Lv(t) - b\|_e^2. \end{aligned} \quad (7.3.6)$$

Obviamente, $\forall v^*, H(v^*) = 0$ se, e somente se, $Lv^* = b$. A demonstração do Teorema 1 mostra que a função energia $E(v(t), t)$ é semi-definida positiva e uniformemente decrescente com relação ao tempo. Além disto, em consequência de $\|Lv(t) - b\|_e$ e $c^T v$ serem funções convexas, $E(v(t), t)$ é também convexa no espaço de estado. Em vista disto:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} E(v(t), t) = 0$$

Além disso tem-se que:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \exp(-\eta t) = 0$$

Portanto:

$$Lv^* = b. \quad \blacksquare$$

De acordo com os Teoremas 1 e 2, a estabilidade assintótica da rede neural recorrente (equações (7.2.6) e (7.2.7)) implica na factibilidade da solução (ponto de equilíbrio que é a dado por $Lv^* = b$). 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 ($v(0)$).

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 partir da equação (7.3.3), considerando-se que $q_{\max} = \varphi v_{\max} / 4$, pode-se então, expressar $dv_i(t)/dt$ por:

$$\dot{v}_i(t) \leq \{ \varphi v_{\max} / 4 \} \dot{u}_i \quad (7.3.7)$$

Logo, a derivada temporal da saída ($dv(t)/dt$) pode ser expressa da seguinte forma ([35]):

$$\dot{v}(t) \leq \varphi v_{\max} \{ W v(t) + \Phi(t) \} / 4 \quad (7.3.8)$$

A dinâmica da rede neural (7.2.6)–(7.2.7) apresenta uma convergência um pouco menor, se comparada ao modelo linearizado desta mesma rede, cujo estado designado por $v'(t)$ é dado por:

$$\dot{v}'(t) = \varphi v_{\max} \{ W v'(t) + \Phi(t) \} / 4 \quad (7.3.9)$$

A solução do sistema linearizado (7.3.9) pode ser expressa por ([35]):

$$v'(t) = C_0 + \sum_{j=1}^n C_j \exp(-\varphi v_{\max} \rho \lambda_j t / 4) + C_{n+1} \exp(-\eta t) \quad (7.3.10)$$

sendo:

$C_0, C_1, \dots, C_{n+1}$ = vetores constantes

λ_j $\triangleq$ j-ésimo autovalor de $L^T L$,

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



Portanto, a razão de convergência de $v'(t)$ (sistema linearizado) é regida pelo seguinte modo dominante ([35]):

$$MD = \min (\rho \varphi v_{\text{máx}} \lambda_{\text{min}} / 4, \eta) \quad (7.3.11)$$

sendo:

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

Considerando-se que a razão de convergência do termo *bias* ($\Phi(t)$) é determinada pelo parâmetro η e a convergência mais rápida de $v(t)$, em direção a uma solução factível, é determinada em função de $(\rho \varphi v_{\text{máx}} \lambda_{\text{min}} / 4)$ ([35]), então, deve-se escolher η da seguinte forma:

$$0 < \eta < \rho \varphi v_{\text{máx}} \lambda_{\text{min}} / 4. \quad (7.3.12)$$

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 (7.2.3). Este processo converge para uma solução ótima em aproximadamente ([35]):

$$t_{\text{con}} \equiv 5/\eta \text{ (segundos)}. \quad (7.3.13)$$

sendo: t_{con} = tempo de convergência da rede (obtenção da solução ótima).



De acordo com a expressão (7.3.13), 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 (7.3.12), é limitada pelo valor $(\rho \varphi v_{max} \lambda_{min} / 4)$. Isto impõe um limite ao projeto da rede neural e, também, à escolha dos parâmetros ρ , φ , η , etc.

O autor da referência [35] sugere a adoção dos seguintes valores para ρ , κ , η e φ :

$$\begin{aligned}\rho &= 10.000,00 \\ \kappa &= 10.000,00 \\ \eta &= 1.000,00 \\ \varphi &= 10,00 .\end{aligned}$$

7.4. CONCLUSÃO

Foi apresentado, neste Capítulo, o projeto de uma rede neural para solucionar problemas de programação linear em tempo-real. A grande potencialidade desta rede vem, principalmente, de sua natureza altamente paralela, desta forma, o tempo de convergência praticamente não depende da dimensão do problema. Além disto, apresentou-se um estudo da estabilidade da rede utilizando o conceito de função energia de Lyapunov, e mostrou-se que o ponto de equilíbrio da rede é a solução ótima do PPL. Deve-se ressaltar a necessidade de uma melhor investigação com relação a definição ρ , κ , η e φ , os quais determinam a estabilidade, factibilidade e otimalidade da rede neural, estabelecendo uma melhor sintonia destes parâmetros para se conseguir ganhos de eficiência.



8. APLICAÇÃO

8.1. INTRODUÇÃO

Neste capítulo aplicar-se-á a metodologia proposta, como forma de verificar sua eficácia, em um sistema baseado na configuração do sistema sul-brasileiro composto por 45 barras, 73 linhas de transmissão e 10 máquinas síncronas. Considera-se defeito tipo curto-circuito trifásico com tempo de eliminação igual a 0,15 s, seguido pela saída da linha de transmissão de operação. O diagrama unifilar (Figura 9) e os dados do sistema encontram-se no Apêndice B. As admitâncias *shunt* são desconsideradas.

8.2 SISTEMA SUL-BRASILEIRO

Na Tabela 1 apresentam-se os resultados referentes às simulações – considerando-se as principais contingências – obtidos mediante o emprego da metodologia PEBS. As contingências encontram-se ordenadas por severidade, utilizando-se o critério da margem de segurança. Deste modo, a contingência que se encontra no topo da tabela é a mais crítica e as seguintes são menos críticas.



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

Nº da Contingência	Barra de Falta	Circuito Retirado	Tempo Crítico (s)	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

Nota-se que as três primeiras contingências da Tabela 1 são instáveis (margens negativas) sendo que a margem de segurança do sistema é $\mathcal{M} = -1,660$. Neste caso, faz-se necessário proceder a correção da margem de segurança do sistema, abordada neste trabalho mediante o redespacho de geração.

Utilizando-se o conceito de Esforço de Deslocamento da Margem de Segurança (EDMS) ([23])– vide apêndice A – pode-se verificar quais as contingências a serem monitoradas e o tamanho do passo. Considerando-se $\varepsilon = 1,0$ no primeiro passo e utilizando-se a equação (A.2.1) obtém-se:



$$M_A = -0,330$$

$$M_M = 0,335$$

sendo:

M_A = margem de segurança alvo;

M_M = margem de segurança limite superior.

Assim, tentar-se-á elevar M para $-0,330$ e as contingências a serem monitoradas serão as que apresentam valores menores que $0,335$. Desta forma, as restrições de estabilidade serão apenas 3 e não 15, diminuindo, conseqüentemente, a dimensão do problema de otimização, além de diminuir o número de restrições de estabilidade transitória a serem calculadas.

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

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

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

(1) 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%.

(2) Programação Linear Via Rede Neural

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

A Tabela 2 mostra a sensibilidade da margem de segurança com relação a potência mecânica.

TABELA 2. Vetor sensibilidade da margem de segurança.

Nº da Máquina	Sensibilidade da Margem de Segurança ($\partial M_s / \partial P_m$)		
	Nº da Contingência		
	4	6	5
1	0,02743	0,03873	0,03115
2	0,00653	0,09747	0,05695
3	-1.03653	-0,52575	-0,54869
4	0,02741	0,03715	0,03165
5	0,01552	0,06217	0,05111
6	0,02379	0,01211	0,00836
7	0,02491	0,01631	0,01194
8	0,02579	0,01776	0,01318
9	0,00098	0,06049	0,04111
10	Referência	Referência	Referência

Os valores de potência redespachada estão relacionados na Tabela 3 e os resultados da simulação, considerando-se o novo vetor de potência, são apresentados na



Tabela 4. A rede neural determinou a solução (redespacho de geração) em 5 milissegundos.

TABELA 3. Redespacho de geração.

Nº Máquina	Potência Mecânica Inicial (MW)	Redespacho de Geração (MW)	Potência Mecânica Final (MW)
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	Referência	Referência

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 razão do passo do processo de busca do PEBS. Como o objetivo é elevar a margem de segurança do sistema para 0,3 e, no momento ela se encontra em -0,076, pode-se realizar esta operação em um passo apenas, visto que o valor de ϵ é 0,537, não ultrapassando o valor máximo de 1,5. Desta forma, tem-se de monitorar as contingências com valores inferiores a 0,545 e, novamente, três contingências devem ser monitoradas. Na Tabela 5 são apresentados os resultados do redespacho de geração via redes neurais e na Tabela 6 a análise de estabilidade transitória após efetuar o redespacho – utilizando-se os mesmos parâmetros do primeiro passo.



TABELA 4. Contingências ordenadas de acordo com o critério da margem de segurança após o primeiro redespacho de geração.

Nº da Contingência	Barra de Falta	Circuito Retirado	Tempo Crítico (s)	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

A margem de segurança mínima do sistema é $\mathcal{M} = 0,339$. Desta forma, considera-se que o objetivo foi atingido (margem de segurança do sistema superior a 0.3). Destaca-se que a margem de segurança obtida e a desejada diferem pouco neste segundo passo – ficou em torno de 0,04 – fortalecendo, desta forma, a hipótese de erro no primeiro passo ter ocorrido em razão do passo do processo de busca do algoritmo PEBS. Pode-se diminuir este erro adotando um passo menor na metodologia PEBS mas, assim, perder-se-ia, em termos de desempenho computacional, ou seja, o tempo de cálculo seria mais elevado.



TABELA 5. Redespacho de geração.

Nº Máquina	Potência Mecânica Inicial (MW)	Redespacho de Geração (MW)	Potência Mecânica Final (MW)
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	Referência	Referência

TABELA 6. Contingências ordenadas de acordo com o critério da margem de segurança após o segundo redespacho de geração.

Nº da Contingência	Barra de Falta	Circuito Retirado	Tempo Crítico (s)	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



TABELA 6. (Continuação).

Nº da Contingência	Barra de Falta	Circuito Retirado	Tempo Crítico (s)	Margem de Segurança
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

8.3. CONCLUSÃO

Conclui-se que o objetivo de elevar a margem de segurança do sistema de -1,66 para 0,3 foi alcançado. Além disto, a rede projetada para solucionar o problema de programação linear obteve as respostas desejadas com tempo de cálculo de aproximadamente 5 milésimos de segundo, caracterizando, desta forma, a operação em tempo-real.

Quanto a margem mínima do sistema no primeiro passo faz-se necessário investigar de forma mais minuciosa os motivos que fizeram obtê-la. Numa primeira análise pode-se desconfiar do passo adotado na busca da metodologia PEBS. Outra hipótese seria a necessidade de uma análise de sensibilidade de ordem superior.

9. CONCLUSÃO E SUGESTÕES PARA FUTUROS TRABALHOS

9.1. CONCLUSÃO

Foi apresentado, neste trabalho, uma formulação alternativa do controle de segurança dinâmica de Sistemas de Energia Elétrica, considerando faltas tipo curto-circuito trifásico e a ação de controle tipo redespacho de geração. A análise de estabilidade transitória foi efetuada mediante o emprego do conceito de margem de segurança, e a energia crítica necessária para compô-la foi obtida utilizando-se a metodologia PEBS. Os indicativos de onde e em que direção alterar os valores de geração foram fornecidos via análise de sensibilidade de primeira ordem da margem de segurança com relação a potência mecânica de entrada das máquinas síncronas. O redespacho foi executado de forma ótima, considerando o critério baseado no mínimo deslocamento do ponto de operação inicial, e para a solução deste problema utilizou-se uma rede neural que fornece a resposta em tempo-real.

Apresentaram-se, também, os resultados de simulação – como forma de verificar a eficácia da metodologia – considerando-se um Sistema de Energia Elétrica baseado na configuração da região sul do Brasil composto por 10 máquinas síncronas, 73 linhas de transmissão e 45 barras.

Os resultados foram considerados satisfatórios, pois o objetivo de elevar a margem de segurança do sistema para um valor igual ou superior a M_{min} foi atingido. Além disto, a rede forneceu a resposta do problema de programação linear em tempo-real (5 milissegundos).



9.2. SUGESTÕES PARA FUTUROS TRABALHOS

Tendo em vista os resultados obtidos neste trabalho, sugere-se os seguintes tópicos para a realização de trabalhos futuros.

- Desenvolver um algoritmo de corte de carga para ser utilizado quando o redespacho de geração é inviável.
- Solução do problema de redespacho de geração mediante um problema de programação não-linear, *e.g.*, adotando-se como função objetivo, funções tipo quadrática, também, via redes neurais.
- Implementação de um circuito eletrônico da rede neural abordada neste trabalho.
- Em razão da existência de redes neurais, solucionando a análise de estabilidade transitória, desenvolver uma rede para obter a sensibilidade da margem de segurança e interligar, de forma automática, as três redes neurais: análise de estabilidade transitória, análise de sensibilidade e otimização.
- Investigar a utilização da análise de sensibilidade de ordens superiores.
- Investigar outras formas de controle, *e.g.*, controle da excitação, mudanças topológicas da rede de transmissão, etc.



10. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [01] ANDERSON, P. M.. and FOUAD A. A. "Power System Control and Stability", **Iowa State University Press**, 1977.
- [02] ATHAY, T. ; PODMORE, R.; and VIRMANI, S. "Practical Method for the Direct Analysis of Transient Stability", **IEEE Transactions PAS**, 1977, Vol. PAS-98, pp. 573–584.
- [03] ATHAY, T. ; SHERKET, V. R., PODMORE, R.; VIRMANI, S. and PUECH, C. "Transient Energy Stability Analysis", **Conference on 'System Engineering For Power'**, Davos, Switzerland, 1979.
- [04] AYLETT, P. D. "The Energy – Integral Criterion of Transient Stability Limits of Power Systems", **The Institution of Electrical Engineers**, 1958, Monograph No. 3085, pp. 527–536.
- [05] CHADALAVADA, V. and VITTAL, V. "Transient Stability Assessment for Network Topology Changes: Application of Energy Margin Analytical Sensitivity", **IEEE Transactions on Power Systems**, August 1994, Vol. 9, No 3, pp. 1658–1664.
- [06] CHAN, S. M. and YIP, E. "A Solution of the Transmission Limited Dispatch Problem By Sparse Linear Programming", **IEEE Transactions Power Systems**, 1979, Vol. PAS-98, No. 3, pp. 1044–1053.
- [07] CHUA, L. O. and LIN, G. N. "Nonlinear Programming Without Computation", **IEEE Transactions on Circuits and Systems**, February 1984, Vol. CAS-31, No 2, pp. 182–188.



- [08] DECKER, I. C. ; CASTRO, J. E. G. "Melhoria da Segurança Dinâmica de Sistemas de Energia Elétrica Usando Otimização", **XI Congresso Brasileiro de Automática**, São Paulo - SP, 1996, pp. 191–196.
- [09] EL-GUINDI, M. and MANSOUR, M. "Transient Stability of a Power Systems by the Lyapunov Method Considering the Transfer Conductances", **IEEE Transactions PAS**, 1982, Vol. PAS – 10, pp. 757–761.
- [10] FONSECA, L. G. "Determinação de Domínios de Estabilidade para uso em Planejamento e Operação de Sistemas de Potência", **Tese Dsc.**, 1976, COPPE/UFRJ.
- [11] FONSECA, L. G. and DECKER, I. C. "Iterative Algorithm For Critical Energy Determination in Transient Stability of Power System" , In: **IFAC - Symposium Planning & Operation in Electric Energy System**, Rio de Janeiro, Brazil, 1985, pp. 483–489.
- [12] FONSECA, L. G. e MINUSSI, C. R. "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, 1990, pp. 735–740.
- [13] FOUAD, A. A. and STATON, S. E. " Transient Stability of a Multi-Machine Power Systems, Part I: Investigation of System Trajectories", **IEEE Transactions PAS**, 1981, Vol. PAS-100, No., pp. 3408–3416.
- [14] FOUAD, A. A. and JIANZHONG, T. "Stability Constrained Optimal Rescheduling of Generation", **IEEE Transactions on Power Systems**, February 1993, Vol. 8, No 1, pp. 105–112.
- [15] FRANK, P. M. "Introduction to System Sensitivity Theory", **Academic Press**, N. York, 1978.



- [16] KENNEDY, M. P. and CHUA, L. O. "Neural Networks For Nonlinear Programming", **IEEE Transactions on Circuits and Systems**, May 1988, Vol. 35, No. 5, pp. 554-562.
- [17] KITAMURA, S.; DOHNOMOTO, S. and KUREMATSU, Y. "Construction of a Lyapunov Function by the Perturbation Method and its Application to the Transient Stability Problem of a Power Systems with Non-negligible Transfer Conductances", **Int. Journal of Control**, 1977, Vol. 26, No. 3, pp. 405 - 420.
- [18] KOHONEN, T. "Self-Organization and Associative Memory", **Series in Information Sciences**, 1988, Vol. 8, Berlin, Springer-Verlag, 2nd Edition.
- [19] KOHONEN, T. "The Self-Organization Map", **Proceeding of the IEEE**, September 1990, Vol. 78, No. 9, pp. 1464-1480.
- [20] MAGNUSSON, D. W. "The Transfer - Energy Method of Calculation Stability", **IEEE Transactions**, 1947, Vol. 66, pp. 747-745.
- [21] McCULLOCH, W. S. & PITTS, W. " A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity", **Bulletin of Mathematical Biophysics**, 1943, No. 9, pp. 127-147.
- [22] MINUSSI C. R. "Um Método Rápido de Análise de Transitórios Eletromecânicos de Sistemas de Energia Elétrica", **X Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica**, 1989, CTBA/GSP-39
- [23] MINUSSI C. R. "Controle de Segurança Dinâmica de Sistemas de Energia Elétrica", **Tese de Doutorado**, nov. 1990, Universidade Federal de Santa Catarina.
- [24] MINUSSI C. R. "Desenvolvimento de Modelos Alternativos Para o Controle de Segurança Dinâmica de Sistemas de Energia Elétrica", **Relatório Interno - RDIDP, DEE-FEIS-UNESP**, junho-93



- [25] MINUSSI C. R., FREITAS Fo, W. "Formulação do Controle de Segurança Dinâmica de Sistemas de Energia Através de Análise de Sensibilidade e Redes Neurais", **XI Congresso Brasileiro de Automática**, São Paulo - SP, 1996, Vol. 3, pp. 1375-1380.
- [26] PAI, M. A. "Power System Stability", **North Holland Control Series**, 1981.
- [27] PARK, J. H. ; KIM, Y. S. ; EOM, I. K. and LEE, K. Y. "Economic Load Dispatch For Piecewise Quadratic Cost Function Using Hopfield Neural Networks", **IEEE/PES Summer Meeting**, 1992, paper 92 SM 412-7 PWRs.
- [28] RIBBENS-PAVELLA, M. and EVANS, P. J. "Direct Methods for Studying Dynamics of Large-Scale Electric Power Systems – A survey", **Automática**, 1985, Vol 21, pp. 1-21.
- [29] SASAKI, H. ; WATANABE, M. ; KUBOKAWA, J. ; YORINO, N. and YOKOYAMA, R. "A Solution Method of Unit Commitment by Artificial Neural Networks", **IEEE Transactions on Power Systems**, August 1992, Vol. 7, No. 3, pp. 974-981.
- [30] SENDAULA, M. H. ; BISWAS, S. K. ; ELTOM, A. ; PATEN, C. and KAZIBWE, W. "Simultaneous Solution of Unit Commitment and Dispatch Problems Using Artificial Neural Networks", **Electrical Power & Energy Systems**, 1993, Vol. 15, No. 3, pp. 193-199.
- [31] SILVEIRA, M. C. G. "Análise de Estabilidade Transitória de Sistemas de Energia Elétrica Através de Redes Neurais", **Dissertação de Mestrado**, Departamento de Engenharia Elétrica - FEIS - UNESP, dezembro-94.
- [32] SIMPSON, P. K. "Artificial Neural Systems: Foundations, Paradigms, Applications and Implementations", **Pergamon Press**, N. York, 1989.



- [33] SOBAJIC, D. J. and PAO, Y-H. "Artificial Neural-Net Based Dynamic Security Assessment for Electric Power Systems", **IEEE Transactions on Power Systems**, February 1992, Vol. 39, No. 2, pp. 99–108.
- [34] VITTAL, V. ; ZHOU, E. Z. ; HWANG, C. and FOUAD, A. A. "Derivation on Stability Limits Using Analytical Sensitivity of The Transient Energy Margin", **IEEE Transactions on Power Systems**, 1989, Vol. 4, No. 2, pp. 1363–1372.
- [35] WANG, J. "Analysis and Design of a Recurrent Neural Network for Linear Programming", **IEEE Transaction on Circuits and Systems - 1: Fundamental Theory and Applications**, September 1993, Vol. 40, No. 9, pp. 613–618.
- [36] WASSERMAN, P. D. " Neural Computing - Theory and Practice", **Van Nostrand Reinhold**, 1989.
- [37] WIDROW, B. and LEHR, M. A., "30 Years of Adaptive Neural Networks: Perceptron, Madaline, and Backpropagation", **Proceeding of the IEEE**, Vol. 78, No. 9, September 1990, pp. 1415–1442.
- [38] XUE, Y. ; VAN CUTSEN, Th. and RIBBENS - PAVELLA, R. "Real-Time Analytic Sensitivity Method For Fast Transient Stability Assessment of Large Power Systems", **IEEE Transactions on Power Systems**. Vol. 4, No. 4, pp. 400–412.

N.B. Para a realização desta dissertação, assim como do texto, foram utilizados os *software Windows'95*, editor *Word7*, *Paintbrush*, compilador *Fortran*, *Matlab* e suas *toolboxes*, versões para microcomputador ou *workstation*. Todos estes *software* são aquisições oficiais da Unesp ou do Curso de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica - FEIS - Unesp.



APÊNDICE A

LIMITAÇÃO DO MODELO

Ressalta-se que 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 , for expressiva. Há duas alternativas para evitar este problema. A primeira é desenvolver o modelo de análise de sensibilidade de ordem superior, o que é perfeitamente viável, mas causa um aumento significativo do tempo de cálculo e da memória requerida para o processamento. A segunda alternativa é solucionar o problema realizando-se linearizações sucessivas. Para esta metodologia ser aplicada é necessário desenvolver algum critério de determinação do passo para o processo iterativo. Neste trabalho, isto será realizado utilizando-se o conceito de **Esforço de Deslocamento da Margem de Segurança** ([23]), o qual será apresentado a seguir e representa um procedimento heurístico para estimar automaticamente o número de linearizações a executar.

A.1. ESFORÇO DE DESLOCAMENTO DA MARGEM DE SEGURANÇA

DEFINIÇÃO 3. Esforço de Deslocamento da Margem de Segurança é uma função que relaciona a margem de segurança inicial e final (objetivo a ser atingido) definida por ([23]):

$$\epsilon \Delta \frac{1 - M^0}{1 - M_A} - 1 \quad (\text{A.1.1})$$



sendo:

ε = esforço de deslocamento da margem de segurança;

M^0 = margem de segurança inicial;

M_A = margem de segurança alvo.

Esta relação fornece-nos uma idéia de quanto a margem de segurança atual se encontra distante da margem de segurança alvo. A unidade subtraída é utilizada para tornar $\varepsilon = 0$, quando a $M_A = M^0$, ou seja, 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, conforme verifica-se na Figura 7.

A Figura 8 mostra o comportamento da margem de segurança alvo (M_A) em função do número de iterações do processo e acréscimo da margem obtida a cada iteração, levando-se em conta ε igual a 1 e ponto de partida M^0 igual a -2. Observa-se que o maior ganho da margem de segurança é obtido na duas primeiras iterações e nas subseqüentes este ganho é pouco expressivo.



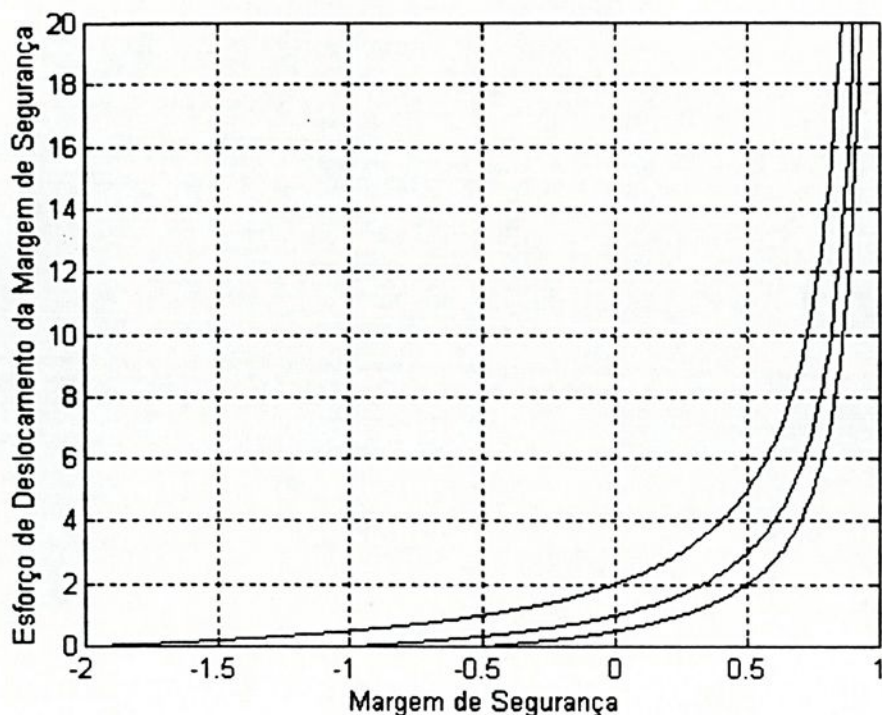


FIGURA 7. Esforço de deslocamento da margem de segurança em função da margem de segurança a ser atingida (M_A), considerando M^0 iguais a -2 ; -1 e -0.5.

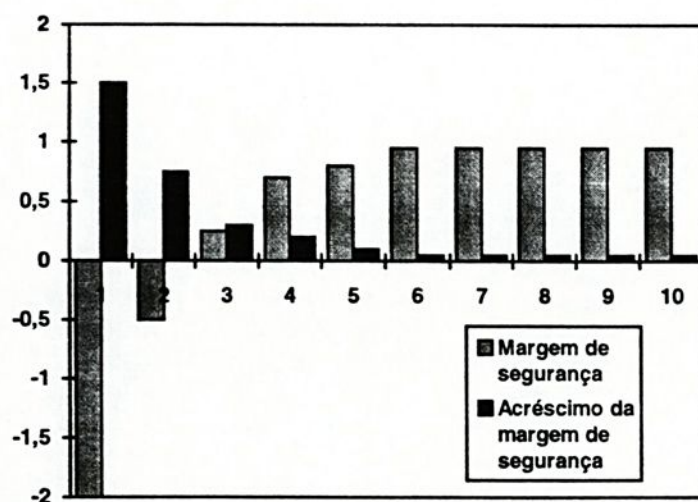


FIGURA 8. Comportamento da margem de segurança alvo em função do número de iterações, adotando-se $\epsilon = 1$ e ponto de inicial $M^0 = -2$.

Tendo em vista os resultados acima, adota-se o seguinte critério para estimar o número de linearizações necessárias para o controle de segurança dinâmica.

CRITÉRIO 1. Adota-se o esforço de deslocamento da margem de segurança (ϵ) (passo para o processo iterativo) constante, com valor compreendido entre 1 e 1,5 ([23]) e margem de segurança mínima permissível ($M_{\min}$) igual a 0,3.

Para valores de ϵ inferiores a 1, o número de iterações pode se tornar elevado, aumentando-se conseqüentemente o custo computacional, enquanto que para valores acima de 1,5, o erro introduzido pode se tornar bastante significativo ([23]).

A.2. DETERMINAÇÃO DO NÚMERO DE CONTINGÊNCIAS A SEREM MONITORADAS

Pode-se utilizar o conceito de EDMS para indicação de quais contingências devem ser monitoradas. Para isto, parte-se do princípio que o esforço de deslocamento da margem de segurança de M^0 para M_A é o mesmo de M_A para M^0 . Deste modo, adotando-se $\epsilon = \epsilon_{\max}$ tem-se ([23]):

$$M_M = 1 - \frac{1 - M_A}{1 + \epsilon_{\max}} \quad (\text{A.2.1})$$

sendo:

M_M = valor superior das contingências a serem monitoradas.



Com a utilização deste procedimento visa-se diminuir o número de contingências a serem monitoradas, evitando-se cálculos desnecessários na geração das sensibilidades das margens de segurança com relação à potência mecânica de grande parte de contingências da lista.

Deve-se gerar somente restrições de estabilidade associadas às contingências com margem de segurança igual ou inferior a M_M . Ao se efetuar o redespacho, espera-se que todas as contingências fiquem com suas margens iguais ou superiores a M_A , embora tenha-se monitorado apenas as contingências menores que M_M .



APÊNDICE B

DADOS DO SISTEMA SISTEMA DE ENERGIA ELÉTRICA

A seguir apresenta-se os dados e o diagrama unifilar referentes a uma configuração baseada no sistema sul-brasileiro composto por 10 máquinas síncronas, 45 barras e 73 linhas de transmissão. Os dados apresentados referem-se a uma base de 100 MVA.

TABELA 7. Dados de barras do sistema sul-brasileiro (10 máquinas).

IDENTIFICAÇÃO		TENSÃO		CARGA		GERAÇÃO	
Nº	NOME	MOD.	ÂNG.	MW	MVar	MW	MVar
1	Barracão 13,8	1,020	-11,430	0,000	0,000	6,500	1,007
2	P. Fundo 13,8	1,040	-17,100	0,000	0,000	2,150	1,496
3	S. Osório 13,8	1,020	5,080	0,000	0,000	10,500	2,450
4	F. Areia 13,8	1,022	-6,380	0,000	0,000	11,100	3,377
5	S. Santiago 13,8	1,018	3,290	0,000	0,000	13,250	1,651
6	J. Lacerda A 13,8	1,030	-29,920	0,000	0,000	0,900	0,465
7	J. Lacerda B 13,8	1,030	-28,380	0,000	0,000	1,200	0,548
8	J. Lacerda C 13,8	1,030	-27,020	0,000	0,000	2,410	0,905
9	Itaúba 13,8	1,000	-16,150	0,000	0,000	4,900	1,365
10	Segredo 13,8	1,020	0,000	0,000	0,000	13,640	2,051
11	Ivaiporã 525	1,007	-11,180	0,000	0,000	0,000	0,000
12	Londrina 525	0,995	-13,510	0,000	0,000	0,000	0,000
13	Siderópolis 230	0,969	-37,470	1,770	0,680	0,000	0,000
14	Farroupilha 230	0,978	-37,240	1,910	0,420	0,000	0,000
15	P. Fundo 230	0,978	-22,680	1,710	0,185	0,000	0,000



TABELA 7. (Continuação).

IDENTIFICAÇÃO		TENSÃO		CARGA		GERAÇÃO	
Nº	NOME	MÓD.	ÂNG.	MW	MVar	MW	MVar
16	Xanxerê 230	0,946	-17,990	1,260	0,470	0,000	0,000
17	Pato Branco 230	0,954	-10,870	0,460	0,147	0,000	0,000
18	S. Osório 230	0,999	-1,660	2,810	0,565	0,000	0,000
19	Areia 230	0,978	-15,420	2,790	0,607	0,000	0,000
20	S. Mateus 230	0,997	-26,600	1,300	-0,706	0,000	0,000
21	Curitiba 230	0,991	-26,760	4,270	-1,250	0,000	0,000
22	Joinville 230	0,952	-33,640	3,100	0,410	0,000	0,000
23	Blumenau 230	0,967	-32,190	4,240	0,094	0,000	0,000
24	R. Queimado 230	0,963	-34,310	1,170	0,531	0,000	0,000
25	Areia 525	1,003	-10,550	0,000	0,000	0,000	0,000
26	Curitiba 525	0,986	-24,330	0,000	-1,447	0,000	0,000
27	Cur. Norte 525	0,988	-22,750	3,680	-0,756	0,000	0,000
28	Blumenau 525	0,968	-30,100	0,000	0,000	0,000	0,000
29	Barracão 525	1,010	-16,350	1,740	-1,138	0,000	0,000
30	Gravataí 525	1,019	-33,630	0,000	-1,596	0,000	0,000
31	V. Aires 525	1,027	-26,790	0,000	-1,603	0,000	0,000
32	Pinheiro 525	1,018	-13,680	0,000	-1,615	0,000	0,000
33	S. Santiago 525	1,010	-5,150	0,000	0,000	0,000	0,000
34	J. Lacerda 138	0,994	-34,310	1,260	0,398	0,000	0,000
35	J. Lacerda 230	0,996	-33,090	0,000	0,000	0,000	0,000
36	Segredo 525	1,010	-5,160	0,000	0,000	0,000	0,000
37	Ceci 230	1,012	-37,550	8,130	1,100	0,000	0,000
38	Gravataí 230	1,026	-36,940	6,120	-4,550	0,000	0,000
39	Itaúba 230	0,975	-22,960	4,040	1,350	0,000	0,000
40	V. Aires 230	1,029	-29,400	3,930	-1,110	0,000	0,000
41	Apucarana 230	0,973	-18,930	2,620	0,132	0,000	0,000
42	Londrina 230	0,989	-15,600	2,290	0,830	0,000	0,000
43	Maringá 230	0,983	-18,900	1,840	-0,398	0,000	0,000
44	C. Mourão 230	0,981	-15,340	1,390	-0,463	0,000	0,000
45	Forquilha 230	0,977	-37,360	0,901	-0,447	0,000	0,000



TABELA 8. Dados do sistema de transmissão.

Núm.	Barra de Origem	Barra de Destino	Impedância	
			R(%)	X(%)
1	Ivaiporã 525	Londrina 525	0,07	1,45
2	Ivaiporã 525	Londrina 525	0,07	1,45
3	Ivaiporã 525	Areia 525	0,18	2,27
4	Ivaiporã 525	S. Santiago 525	0,14	2,04
5	Londrina 525	Londrina 230	0,00	0,63
6	Barracão 13,8	Barracão 525	0,00	1,36
7	Siderópolis 230	Farroupilha 230	3,86	19,85
8	Siderópolis 230	J, Lacerda 230	0,96	4,91
9	Siderópolis 230	Forquilha 230	0,33	1,67
10	Farroupilha 230	P. Fundo 230	4,63	23,78
11	Farroupilha 230	P. Fundo 230	4,63	23,78
12	Farroupilha 230	CECI 230	1,77	9,10
13	Farroupilha 230	CECI 230	1,77	9,10
14	Farroupilha 230	CECI 230	1,77	9,10
15	P. Fundo 13,8	P. Fundo 230	0,00	4,60
16	P. Fundo 230	Xanxerê 230	1,63	8,35
17	P. Fundo 230	Xanxerê 230	1,63	8,35
18	P. Fundo 230	Itaúba 230	2,50	15,48
19	Xanxerê 230	P. Branco 230	1,63	8,35
20	Xanxerê 230	S. Osório 230	3,16	16,21
21	P. Branco 230	S. Osório 230	1,53	8,61
22	S. Osório 13,8	S. Osório 230	0,00	1,14
23	S. Osório 230	Areia 230	3,06	15,23
24	S. Osório 230	C. Mourão 230	3,44	17,60
25	S. Osório 230	C. Mourão 230	3,44	17,60
26	Areia 230	S. Mateus 230	2,45	12,56
27	Areia 230	Areia 525	0,00	3,00
28	S. Mateus 230	Curitiba 230	0,88	4,15
29	Curitiba 230	Joinville 230	1,82	9,35
30	Curitiba 230	Joinville 230	1,82	9,35



TABELA 8. (Continuação).

Núm.	Barra de Origem	Barra de Destino	Impedância	
			R(%)	X(%)
31	Curitiba 230	Curitiba 525	0,00	0,62
32	Joinville 230	Blumenau 230	1,54	7,76
33	Joinville 230	Blumenau 230	1,54	7,76
34	Blumenau 230	R. Queimado 230	2,16	11,05
35	Blumenau 230	R. Queimado 230	2,16	11,05
36	Blumenau 230	Blumenau 525	0,00	0,62
37	R. Queimado 230	J. Lacerda 230	1,8	9,20
38	R. Queimado 230	J. Lacerda 230	1,8	9,20
39	F. Areia 13,8	Areia 525	0,00	0,67
40	Areia 525	Curitiba 525	0,19	2,80
41	Areia 525	Cur. Norte 525	0,19	2,74
42	Areia 525	Barracão 525	0,14	1,95
43	Areia 525	Segredo 525	0,05	0,70
44	Curitiba 525	Cur. Norte 525	0,05	0,69
45	Curitiba 525	Blumenau 525	0,12	1,75
46	Barracão 525	Gravataí 525	0,21	3,09
47	Gravataí 525	Gravataí 230	0,00	0,62
48	V. Aires 525	Pinheiro 525	0,22	3,00
49	V. Aires 525	V. Aires 230	0,00	0,62
50	Pinheiro 525	S. Santiago 525	0,14	1,95
51	S. Santiago 13,8	S. Santiago 525	0,00	1,14
52	S. Santiago 525	Segredo 525	0,05	0,70
53	J. Lacerda A 13,8	J. Lacerda 138	0,00	8,71
54	J. Lacerda 138	J. Lacerda 230	0,00	5,90
55	J. Lacerda B 13,8	J. Lacerda 230	0,00	7,01
56	J. Lacerda C 13,8	J. Lacerda 230	0,00	4,50
57	J. Lacerda 230	Forquilha 230	1,29	6,57
58	Segredo 13,8	Segredo 525	0,00	0,68
59	CECI 230	Gravataí 230	0,22	1,11
60	CECI 230	Gravataí 230	0,22	1,11



TABELA 8. (Continuação).

Núm.	Barra de Origem	Barra de Destino	Impedância	
			R(%)	X(%)
61	CECI 230	Gravataí 230	0,22	1,11
62	CECI 230	V. Aires 230	2,07	9,33
63	CECI 230	V. Aires 230	2,07	9,33
64	CECI 230	V. Aires 230	2,07	9,33
65	Itaúba 13,8	Itaúba 230	0,00	2,36
66	Itaúba 230	V. Aires 230	2,02	11,29
67	Apucarana 230	Londrina 230	1,25	6,40
68	Apucarana 230	Londrina 230	0,89	4,61
69	Apucarana 230	Maringá 230	1,10	11,84
70	Apucarana 230	C. Mourão 230	2,29	11,74
71	Londrina 230	Maringá 230	1,72	8,84
72	Londrina 230	Maringá 230	1,72	8,84
73	Maringá 230	C. Mourão 230	1,81	9,29

TABELA 9. Dados das máquinas síncronas.

Nº Máquina	X'd (%)	H (s)	Potência Mecânica (pu)
1	3,67	30,44	6,50
2	10,37	10,56	2,15
3	2,84	38,34	10,50
4	2,41	62,25	11,10
5	2,43	55,24	13,25
6	13,52	4,37	0,90
7	15,34	6,80	1,20
8	8,00	12,50	2,41
9	4,32	20,24	4,90
10	2,16	62,46	Referência

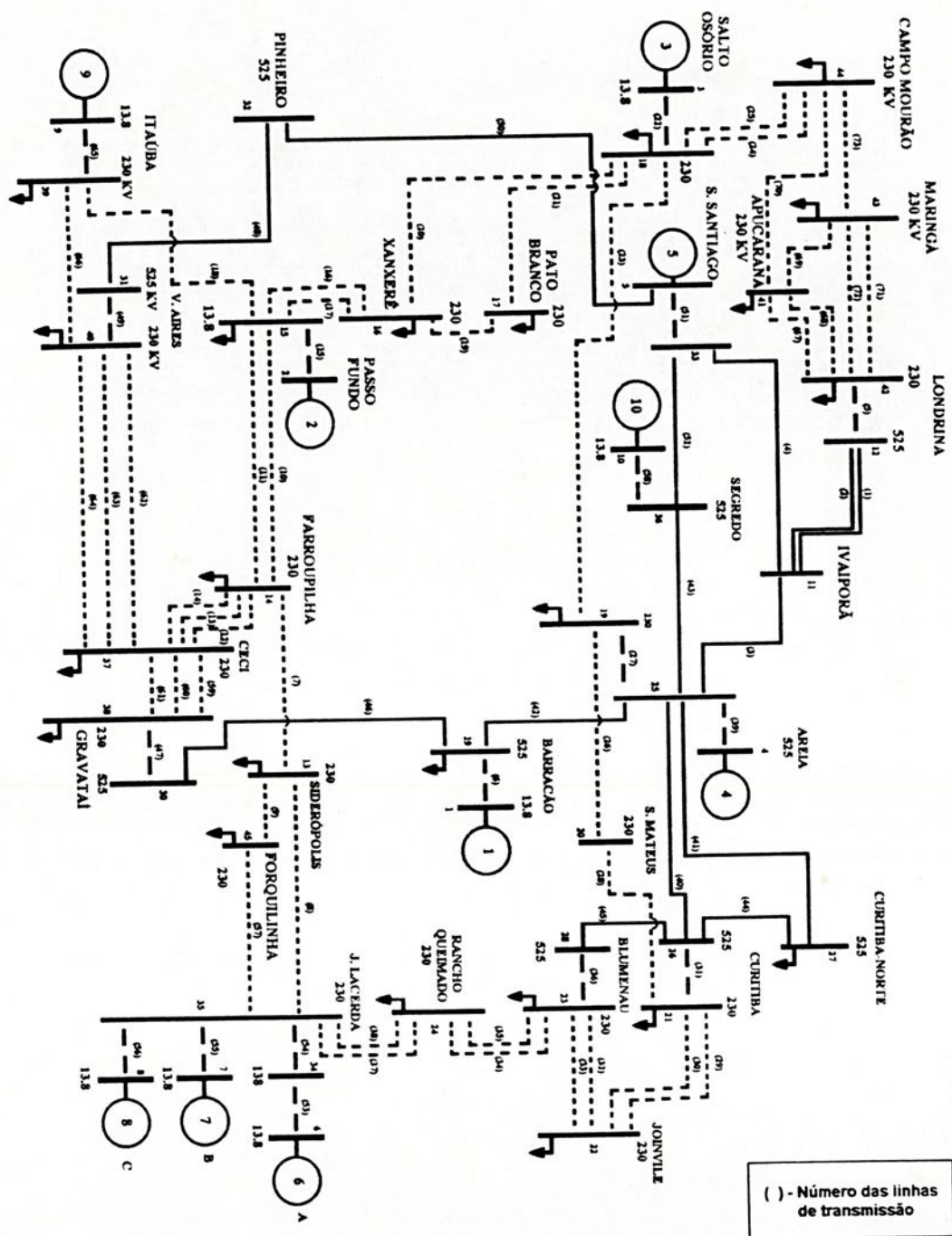


FIGURA 9. Diagrama unifilar do sistema baseado na configuração da região sul do Brasil – sistema de 10 máquinas síncronas.

DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA
AV. BRASIL, 56 - CAIXA POSTAL 31
15378-000 ILHA SOLTEIRA - SP

