

UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLOGIA
CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE
ELETRICIDADE

**UMA CONTRIBUIÇÃO PARA O
CÁLCULO DO TEMPO CRÍTICO DA
ESTABILIDADE TRANSITÓRIA DE
SISTEMAS DE POTÊNCIA USANDO
REDES NEURAIS ARTIFICIAIS**

FABRÍCIO CAMINHA FERNANDES

São Luís

2004

UMA CONTRIBUIÇÃO PARA O CÁLCULO DO TEMPO CRÍTICO DA ESTABILIDADE TRANSITÓRIA DE SISTEMAS DE POTÊNCIA USANDO REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Dissertação de Mestrado submetida à Coordenação do Curso de Pós-Graduação
em Engenharia de Eletricidade da UFMA, como parte dos requisitos para
obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

por

FABRÍCIO CAMINHA FERNANDES

Abril, 2004

Fernandes, Fabrício Caminha

Uma contribuição para o cálculo do tempo crítico da estabilidade transitória de sistemas de potência usando redes neurais artificiais /Fabrício Caminha Fernandes. – São Luís,2004.

75f.il

Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal do Maranhão, 2004.

1. Redes Neurais. 2. Sistemas de Potência. I. Título

CDU 004.032.26:621.31

UMA CONTRIBUIÇÃO PARA O CÁLCULO DO TEMPO CRÍTICO DA ESTABILIDADE TRANSITÓRIA DE SISTEMAS ELÉTRICOS DE POTÊNCIA USANDO REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS

FABRÍCIO CAMINHA FERNANDES

DISSERTAÇÃO APROVADA EM 12/ 07 / 04

Prof. Dr. Vicente Leonardo Paucar Casas - UFMA
(Orientador)

Prof. Dr. Tadeu da Mata Medeiros Branco - UFPA
(Membro da Banca Examinadora)

Prof. Dr. José Eduardo Onoda Pessanha - UFMA
(Membro da Banca Examinadora)

UMA CONTRIBUIÇÃO PARA O CÁLCULO DO TEMPO CRÍTICO DA ESTABILIDADE TRANSITÓRIA DE SISTEMAS ELÉTRICOS DE POTÊNCIA USANDO REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

MESTRADO

Área de Concentração: SISTEMAS DE ENERGIA ELÉTRICA

FABRÍCIO CAMINHA FERNANDES

Orientador: Prof. Dr. Vicente Leonardo Paucar Casas

Curso de Pós-Graduação
em Engenharia de Eletricidade da
Universidade Federal do Maranhão

DEDICATÓRIA

À minha família, e a Andréa.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a todas as pessoas que contribuíram para a grande caminhada que foi feita até culminar neste trabalho:

A minha família, pela minha criação.

Aos meus colegas de curso, pela amizade e bons momentos juntos.

Aos professores que já tive, que contribuíram para a minha formação intelectual e cultural.

A Andréa, pelo carinho, atenção e paciência.

RESUMO

O objetivo deste trabalho foi a utilização de redes neurais artificiais (RNA) para estimar o tempo crítico de eliminação de falta de um sistema de potência submetido a perturbações severas, dentro da área da estabilidade transitória de sistemas elétricos de potência. O tempo crítico é uma variável de difícil determinação, dado que é direta ou indiretamente afetado por uma série de fatores, tais como: tipo de falta, localização da falta, configuração (estado) do sistema elétrico de potência no momento da ocorrência da falta, etc. A rede neural deverá observar a perturbação causada na forma de onda do ângulo de um dos geradores causada por uma falta numa determinada linha do sistema, determinando assim, baseando-se nessa observação, o tempo crítico para aquele tipo de falta naquela mesma linha, e prevendo também a influência que alterações na potência gerada podem causar no limite de estabilidade transitória. Foram desenvolvidas duas propostas baseadas nesta idéia principal, aplicadas em dois sistemas-teste diferentes, o WSCC3 e o New-England. A primeira proposta foi aplicada sobre o sistema WSCC3 e representa o embrião do segundo método. A segunda proposta é uma tentativa de avanço em relação à primeira, quanto à aplicabilidade do método em sistemas de maior porte.

ABSTRACT

The objective of this work is the use of artificial neural networks (ANN) to estimate the critical clearing time of a power system submitted to severe disturbances concerning to electrical power system transient stability. The critical time is difficult to determinate, because it is direct or indirect affected by a series of factors, such as: type of fault, fault localization, configuration (state) of the electrical power system at the moment of the occurrence of the fault, and so on. The neural net must observe the disturbance caused in the angle wave form of one of the generators caused by a fault in a transmission line, thus determining, based in this observation, the critical time for that type of fault, in that same line, and also foreseeing the influence that changes in the generated powers can cause in the transient stability limit. Two proposals based on this main idea, applied in two different test systems, the WSCC3 and the New England. The first proposal was applied in the WSCC3 system, and represents the embryo of the second method. The second proposal was an advanced attempt of the first, about the applicability of the method in larger electrical systems.

SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO	1
1.1	GENERALIDADES	1
1.2	FORMULAÇÃO DO PROBLEMA	2
1.3	OBJETIVOS.....	3
1.4	METODOLOGIA	4
1.5	PESQUISA BIBLIOGRÁFICA	4
1.6	ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO	6
2.	CÁLCULO DE TEMPO CRÍTICO USANDO REDES NEURAIS ARTIFICIAIS.....	8
2.1	INTRODUÇÃO.....	8
2.2	FUNDAMENTOS DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS	9
2.3	FUNDAMENTOS DE ESTABILIDADE TRANSITÓRIA	13
2.3.1	<i>O sistema de potência multimáquina</i>	<i>15</i>
2.3.2	<i>Métodos indiretos de análise de estabilidade transitória</i>	<i>19</i>
2.3.3	<i>Métodos diretos de análise de estabilidade transitória.....</i>	<i>25</i>
2.4	APLICAÇÃO DE REDES NEURAIS AO ESTUDO DE ESTABILIDADE TRANSITÓRIA.....	30
2.4.1	<i>Métodos existentes</i>	<i>32</i>
2.4.2	<i>Método proposto 1</i>	<i>37</i>
2.4.3	<i>Método proposto 2</i>	<i>40</i>
3.	APLICAÇÃO DA METODOLOGIA PROPOSTA E DISCUSSÃO DE RESULTADOS	46
3.1	INTRODUÇÃO.....	46
3.2	DESCRIÇÃO DOS SISTEMAS DE POTÊNCIA DE TESTE	47
3.3	DEFINIÇÃO DAS REDES NEURAIS.....	48
3.4	VALIDAÇÃO DE RESULTADOS COM MÉTODOS NO DOMÍNIO DO TEMPO	52
3.5	ANÁLISE E DISCUSSÃO DE RESULTADOS	58
4.	CONCLUSÕES	62
4.1	CONCLUSÕES.....	62
4.1	TRABALHOS FUTUROS	64
	APÊNDICES.....	65
	BIBLIOGRAFIA.....	67

LISTA DE TABELAS

TABELA 3.1 POTÊNCIAS DE TESTE	60
TABELA A1 RESULTADOS DO TESTE.....	65

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 2.1	MODELO CAIXA PRETA PARA AS REDES NEURAIIS.....	11
FIGURA 2.2	REPRESENTAÇÃO DE UM SISTEMA MULTIMÁQUINA	16
FIGURA 2.3	SISTEMA INSTÁVEL, CURVA DIVERGENTE.....	20
FIGURA 2.4	SISTEMA ESTÁVEL, CURVA LIMITADA	21
FIGURA 2.5	SEQÜÊNCIA DE CURVAS, DE ESTÁVEL À INSTÁVEL	22
FIGURA 2.6	SUPERFÍCIE DE ENERGIA POTENCIAL GERADA NO MATLAB	29
FIGURA 2.7	DIAGRAMA CONCEITUAL DE APRENDIZADO NÃO-SUPERVISIONADO	32
FIGURA 2.8	RNA EM SISTEMA MSBI	34
FIGURA 2.9	SIMULADOR INTEGRADO EM RNA.....	36
FIGURA 2.10	RNA GENÉRICA DA METODOLOGIA 1.....	37
FIGURA 2.11	DADOS OBTIDOS DA CURVA DO GERADOR.....	38
FIGURA 2.12	CURVAS COM TEMPOS DE PROTEÇÃO DIFERENTES	41
FIGURA 2.13	EXEMPLO DO PROBLEMA DE SOBREOSCILAÇÃO	44
FIGURA 2.14	RNA GENÉRICA DA METODOLOGIA 2.....	45
FIGURA 3.1	SISTEMA DE TESTE WSCC3.....	47
FIGURA 3.2	SISTEMA NEW ENGLAND.....	48
FIGURA 3.3	CONFIGURAÇÃO DA REDE NEURAL PARA O MÉTODO 1	49
FIGURA 3.4	ESQUEMA DE REDE NEURAL PARA O MÉTODO 2.....	52
FIGURA 3.5	CURVAS DE OSCILAÇÃO DO GERADOR 1, PARA A FAIXA DE $TC_0 = 0.160S$ ATÉ $TC_F = 0.173S$	53
FIGURA 3.6	CURVAS DE OSCILAÇÃO DO GERADOR 3, DE $TC_0 = 0.084S$ ATÉ O TEMPO CRÍTICO DE $0.171S$	54
FIGURA 3.7	CURVA DE OSCILAÇÃO DO GERADOR 4 COM O TEMPO DE AÇÃO DA PROTEÇÃO DE $0.238 S$	55
FIGURA 3.8	CURVA DE OSCILAÇÃO DO GERADOR 1 COM O TEMPO DE PROTEÇÃO DE $0.238 S$	57
FIGURA 3.9	CURVA DE OSCILAÇÃO DOS 10 GERADORES DO SISTEMA NEW ENGLAND.....	58

ABREVIATURAS E SÍMBOLOS

BCU – Boundary of stability region based Controlling Unstable equilibrium point

IA – Inteligência Artificial

MOD – Mode Of Disturbance.

MSBI - Máquina Síncrona - Barramento Infinito

PEBS - Potencial Energy Boundary Surface

PEI – Ponto de Equilíbrio Instável.

RNA – Redes Neurais Artificiais

SEP – Sistemas Elétricos de Potência

SLEP - Superfície Limite de Energia Potencial

WSCC3 - Western System Coordinating Council 3

CAPÍTULO 1

Introdução

1.1 – Generalidades

Com o crescimento do setor energético, os sistemas elétricos aumentaram a sua capacidade de geração, mas aumentaram mais ainda o seu grau de interconexão. Com os sistemas cada vez mais interligados, aumenta cada vez mais a sua complexidade de análise, e a solução e previsão de problemas tornam-se fatores cada vez mais críticos no projeto desses sistemas. Confiabilidade e segurança de operação tornam-se variáveis cada vez mais importantes.

Para a determinação da segurança de um sistema elétrico de potência, torna-se relevante a análise de estabilidade transitória angular. Estabilidade transitória é o estudo de grandes perturbações em sistemas de potência, sendo de grande importância para a configuração e operação dos sistemas elétricos. Uma grande perturbação representa geralmente um curto circuito trifásico, a saída de um gerador ou de grandes cargas importantes e perdas de uma parte da rede de transmissão. Para que um sistema mantenha a estabilidade transitória, deve ser realizada uma transição segura de um estado de grande perturbação para um estado de operação estável. Entre os fatores que influenciam a estabilidade transitória, tem-se: carregamento dos geradores, local e tipo da falta, tempo de eliminação da falta, a reatância pós-falta do sistema, a inércia e reatância do gerador, a magnitude da tensão interna do gerador, a magnitude da tensão do barramento, etc.

De um ponto de vista sistêmico, a estabilidade transitória se caracteriza por ser um problema altamente dimensional e não-linear. Altamente dimensional porque envolve diversas variáveis para ser resolvido, como as tensões, ângulos, e potências ativas e reativas nas diversas barras de um sistema elétrico de potência, cada barra representando um gerador ou uma carga. Não-linear porque as equações algébricas e diferenciais necessárias para a sua solução contêm não-linearidades intrínsecas ao sistema. Atualmente existem basicamente três métodos de análise de estabilidade transitória: os

métodos diretos, baseados em funções de energia de Lyapunov; os métodos indiretos, que levam em conta métodos numéricos para resolução das equações diferenciais do sistema no tempo; e métodos híbridos, que se baseiam na junção de algumas das características dos dois métodos anteriores com métodos próprios de inteligência artificial, tais como redes neurais artificiais, lógica nebulosa ou computação evolucionária, para citar alguns dos principais.

Um dos parâmetros mais importantes em estabilidade transitória de sistemas elétricos de potência (SEP) é o tempo crítico. Tempo crítico significa o tempo máximo em que a proteção do sistema deve agir isolando a falta para evitar o colapso. Esse tempo não é fixo, variando conforme o estado do SEP, dado pelo seu fluxo de potência, e depende também do tipo e localização da falta no sistema. Sua determinação exige grande esforço computacional.

A aplicação de métodos de inteligência artificial (IA) para a resolução do problema de estabilidade transitória em sistemas elétricos tem recebido bastante atenção atualmente. Redes neurais artificiais (RNA) é um dos métodos de IA que mais se destaca entre essas aplicações. Uma RNA simboliza uma rede, cujos pontos de conexão são modelos matemáticos de neurônios artificiais, que tentam, de maneira muito simplificada, imitar o funcionamento dos neurônios reais em sistemas biológicos.

1.2 – Formulação do problema

O problema a ser abordado nesta dissertação é a determinação dinâmica do tempo crítico utilizando-se uma rede neural artificial previamente treinada em um conjunto pré-determinado de linhas de um sistema de potência, na possibilidade de ocorrência de uma falta (curto-circuito) em diferentes locais (linhas) de um sistema elétrico, sendo admitido variações em um subconjunto de variáveis de estado do sistema.

O estado de um sistema de potência pode ser determinado através do seu fluxo de potência, que consiste na resolução de um conjunto de equações algébricas não-lineares. Como o estado do sistema é

determinado num espaço multidimensional de grande magnitude, decidiu-se por reduzir o grau de liberdade do sistema elétrico, podendo-se variar apenas as potências dos geradores.

Dado um sistema de energia elétrica teste, simula-se um determinado conjunto de faltas, realizando-se cálculos numéricos para a resolução das equações diferenciais do sistema no tempo, para determinação do tempo crítico do conjunto de linhas no qual a rede neural artificial irá atuar após o treinamento. Esses dados dos tempos críticos assim determinados, bem como as variáveis de estado livres do sistema, servirão para o treinamento da rede neural. Os tempos críticos para o conjunto de linhas a ser estudado serão determinados por cálculos numéricos para outros estados do sistema não incluídos no treinamento, para testar a capacidade de generalização e extrapolação da rede neural.

1.3 – Objetivos

Objetivos gerais:

- Contribuir para a pesquisa na aplicação de métodos de inteligência artificial ao estudo da estabilidade transitória em sistemas de potência, utilizando-se redes neurais artificiais para a estimação do tempo crítico em sistemas elétricos.

Objetivos específicos:

- Desenvolver um sistema de *ranking* de segurança para um sistema elétrico. Esse *ranking* estabelece a proximidade do sistema de potência ao colapso, baseado num método híbrido de análise de estabilidade transitória, utilizando redes neurais artificiais e simulações numéricas.
- Determinar a precisão das metodologias desenvolvidas e suas implicações nos sistemas WSCC3 (*Western System Coordinating Council*, 3 geradores), de 9 barras e 3 geradores, e New England, de 39 barras e 10 geradores.
- Comparar vantagens e desvantagens das metodologias propostas entre si e em relação aos métodos disponíveis.

1.4 – Metodologia

Nesta dissertação serão adotadas técnicas de pesquisa científica tais como análise e síntese. Será feita uma pesquisa bibliográfica detalhada e serão usadas técnicas de inteligência artificial, como redes neurais artificiais. As redes neurais artificiais apresentam a principal vantagem da rapidez de resposta em sua aplicação pós-treinamento. Para obtenção dos dados do treinamento, bem como para o teste da aplicação serão realizadas simulações numéricas em um sistema elétrico de potência.

1.5 – Pesquisa bibliográfica

A estabilidade transitória de sistemas de potência, devido às suas características de complexidade e não-linearidade, tem sido objeto de muitas pesquisas em sistemas elétricos de potência. Também devido à reestruturação e desregulamentação que o mercado elétrico vem sofrendo em todo o mundo, cresce cada vez mais a importância da implantação de melhorias na segurança dinâmica dos sistemas elétricos, melhorando-se a estabilidade transitória e de tensão [VITT00, MANS00].

A maioria dos métodos diretos, como o PEBS (*Potencial Energy Boundary Surface*) [KAKI78, ATHA79, RAHI93, TANG94] ou Superfície Limite de Energia Potencial (SLEP em português) e o BCU (*Boundary of stability region based Controlling Unstable equilibrium point*, ou ponto de equilíbrio instável de controle baseado no limite da região de estabilidade, em português) [CHIA91, CHIA94], aplicados no estudo da estabilidade transitória em sistemas de potência fazem uso da função de energia de Lyapunov [VITT88] para sistemas elétricos. [ABU88, ABUE88] faz a aplicação de matrizes esparsas ao método de função de energia para analisar a estabilidade transitória de SEP de grande porte. O método do critério de áreas iguais estendido [XUE89, XUE88, XUE92] também faz parte dos métodos diretos de estudo de estabilidade transitória em SEP e caracteriza-se pela redução de um sistema multimáquina a um sistema equivalente MSBI (Máquina Síncrona - Barramento Infinito). Esta redução passa antes por algumas transformações. Primeiro o sistema de potência é separado em

dois conjuntos de máquinas, um consistindo do conjunto de máquinas críticas (são as primeiras máquinas que geralmente saem da estabilidade) e outro representando o restante das máquinas do sistema. Cada um desses conjuntos é transformado em um sistema de duas máquinas equivalentes, que finalmente é transformado no sistema MSBI, estudando-se então a estabilidade deste último. Em [GABR02] são aplicados métodos diretos a um sistema máquina síncrona - barramento infinito (MSBI) levando em conta dispositivos de controle. Em [BRET03] é desenvolvido uma extensão do princípio de invariância de La Salle para elaborar uma função estendida de Lyapunov para sistemas de potência, incorporando as condutâncias de transferência.

Grande parte da pesquisa sobre estabilidade transitória se concentra sobre os métodos diretos e métodos híbridos. Estes últimos combinam características dos métodos diretos, como as funções de energia, com características dos métodos indiretos, de resolução numérica das equações diferenciais, incorporando também métodos de IA. [BETT99] faz uso de um método híbrido para alocar geração e maximizar a transferência de potência entre áreas de sistemas interconectados para ajustar a geração e os contratos de energia levando em conta a melhoria da segurança dinâmica do sistema, utilizando um mecanismo de leilão em mercados de energia. Em [KUMA02] é desenvolvido um método híbrido usando técnicas de solução no tempo de métodos numéricos combinada com uma função de energia transitória corrigida.

Entre os métodos híbridos que utilizam métodos de IA, os que mais se destacam são os que utilizam redes neurais. [SOBA89] faz uma análise dos diversos métodos de estudo da estabilidade transitória, destacando a aplicação de RNA para SEP. [PAO92] combina dois tipos de RNA: uma de aprendizado não-supervisionado e outra de aprendizado supervisionado para estudar a segurança dinâmica de um SEP de pequeno porte. [WEHE89, WEHE94, ROVN94] fazem uso de métodos de IA de inferência indutivos, para a construção de uma árvore de decisão binária baseada em regras de organização hierárquicas, para o controle e análise da estabilidade transitória num SEP. [LO95] desenvolve uma RNA multicamada que combina as características de uma rede Kohonen auto-organizada com as de uma rede de retro-propagação (back-propagation) para análise da estabilidade em um SEP. A rede é treinada com os dados obtidos através do método de função de energia de

Lyapunov. [SU99] apresenta um método híbrido que combina duas técnicas diferentes de IA: RNA e lógica *fuzzy*, para a resolução e previsão da estabilidade transitória num SEP. [QIAN98] demonstra que as RNA podem dar descrições precisas sobre os processos transitórios dos geradores de um SEP. [BAHB99] faz uma análise de sensibilidade das características de um SEP que devem servir de entrada para uma RNA avaliar a estabilidade transitória do mesmo. [YAN00] faz uso de transformações rápidas de Fourier para reduzir a dimensão do conjunto de treinamento da RNA. Em [JIRI00] tem-se a aplicação de seqüências de Sobol para a otimização da seleção de padrões de treinamento. [JIRIW02] demonstra uma aplicação utilizando redes neurais artificiais para previsão do limite máximo de potência do gerador crítico num SEP. [JIRI02] utiliza dois tipos de redes para estimar as restrições de estabilidade transitória ao fluxo de potência ótimo [GAN00] num SEP: uma rede com pesos e outra sem pesos. A RNA com pesos, que será o tipo de rede a ser empregada nesta dissertação, precisa de mais exemplos de treinamento e, portanto, demora mais nesta fase do que as redes sem peso. No entanto, quando empregadas em aplicações de tempo-real apresentam as respostas mais rápidas do que as RNA sem peso, pois estas últimas sempre têm que fazer um cálculo de interpolação quando apresentadas a uma nova entrada, mesmo após o treinamento. [GU00] utiliza a teoria de conjuntos rugosos (*rough set theory*, em inglês) para lidar com incertezas no conjunto de treinamento da RNA, aprimorando o treinamento para a classificação de estados estáveis de estabilidade transitória, estados instáveis e ainda um conjunto indeterminado de estados, que devem ser tratados posteriormente.

1.6 – Estrutura da dissertação

No capítulo 2 serão abordados os principais aspectos e características das redes neurais, bem como o problema da estabilidade transitória. Serão examinados a estabilidade transitória e seus métodos de análise, como os já mencionados no tópico anterior. Serão examinadas também a

aplicação de redes neurais à análise de estabilidade transitória e suas implicações. Por último, serão vistos os métodos propostos neste trabalho sobre os sistemas escolhidos para estudo.

No capítulo 3 serão detalhadas as metodologias híbridas, combinando-se métodos indiretos com técnicas de redes neurais artificiais de estudo de estabilidade transitória, desenvolvidas nesta dissertação. Foram duas as metodologias desenvolvidas, que serão denominadas numericamente de metodologia 1 e metodologia 2. Durante o capítulo 3 elas serão abordadas e detalhadas as suas semelhanças e diferenças. Também serão discutidos os resultados obtidos.

No capítulo 4 serão apresentadas as conclusões do trabalho desenvolvido e suas implicações no estudo da estabilidade transitória em sistemas de potência.

CAPÍTULO 2

Cálculo do tempo crítico usando redes neurais

2.1- Introdução

Uma das formas mais comuns de medição do índice da estabilidade transitória em um sistema elétrico de potência é a determinação do tempo crítico do sistema para a ocorrência de determinada falta. Tempo crítico pode ser definido como o tempo limite dentro do qual a proteção de um circuito num sistema elétrico de potência pode agir sem que o sistema fique instável. Quanto maior o tempo crítico, mais estável é o sistema. Existem diversos métodos para a obtenção do tempo crítico para o estudo da estabilidade transitória. Entre esses métodos, destacam-se basicamente três categorias: métodos indiretos, métodos diretos e métodos híbridos.

Os métodos indiretos, que utilizam simulações com métodos numéricos, são os mais convencionais e fornecem resultados apurados para o tempo crítico, além da resposta sobre a existência de estabilidade transitória ou não para uma falta específica. Esses métodos também têm a excepcional habilidade de lidar com modelos matemáticos mais sofisticados de vários componentes do sistema de potência. Neste contexto, são métodos muito realistas. Contudo, sua desvantagem é que, dependendo da dimensão, complexidade e refinamento de modelos do sistema, o esforço computacional pode ser muito grande. Além disso, os métodos indiretos têm pouco a dizer sobre o comportamento qualitativo do sistema, assim como sobre uma análise de sensibilidade do mesmo. Essas dificuldades fizeram com que se explorassem novas abordagens do problema, como os métodos diretos.

Os métodos diretos ajudam a eliminar muitas das simulações no domínio do tempo, através da inferência de informação sobre a estabilidade transitória do sistema quando em seu estado pós-falta, daí seu nome. Eles também ajudam a prover margens de estabilidade e meios de análise de

sensibilidade e controle preventivo. Os métodos híbridos combinam características de diversos métodos entre si, tanto métodos diretos quanto indiretos, e mais recentemente métodos que envolvem técnicas e inteligência artificial. A categoria de método híbrido a ser abordada nesta dissertação é a baseada em reconhecimento de padrões, que utiliza métodos de inteligência artificial. Os métodos de reconhecimento de padrões inferem informações sobre a estabilidade transitória com base na experiência passada. Eles eliminam todas as simulações no domínio do tempo em tempo real, às custas de simulações durante o estágio preparatório, no aprendizado “off-line”. Esses métodos também podem prover vários tipos de margens e ferramentas em tempo real para controle preventivo e de sensibilidade. A técnica de inteligência artificial a ser utilizada nesta dissertação envolve o uso de redes neurais artificiais.

2.2 – Fundamentos de redes neurais artificiais

Uma rede neural artificial consiste de nós e conexões que possuem pesos. Esses pesos são ajustáveis e é através deste ajuste que a rede pode aprender. O método através do qual se dá o ajuste dos pesos para que a rede neural desempenhe a função desejada é chamado de método de treinamento. Numa aplicação de RNA, a rede é utilizada para mapear um subconjunto E de padrões de entrada em um espaço de entrada Rn em um subconjunto S de padrões de saída em um espaço de saída Rm , onde N e M são as dimensões dos padrões de entrada e saída respectivamente [HAYK94]. Após a rede ser treinada off-line, ela estabelece um conjunto de valores para os pesos, mapeando as relações implícitas entre entradas e saídas, podendo então agora ser usada para a predição dos valores de saída num ambiente *on-line*. O processo de treinamento é conduzido utilizando-se um conjunto de padrões de treinamento do subconjunto E com ou sem um correspondente subconjunto de padrões-alvo de S . Se o treinamento envolve um conjunto de alvos de S , então o aprendizado é dito supervisionado. Caso contrário, o aprendizado é não-supervisionado ou auto-organizado [KRÖS93].

Geralmente o aprendizado supervisionado é aplicado no mapeamento de qualquer função complexa f que combina um conjunto específico E de padrões de entradas em um conjunto específico S de padrões de saída, enquanto o aprendizado não-supervisionado é aplicado na classificação de

problemas, investigando-se as relações entre os padrões de entrada [KRÖS93]. Este trabalho requer que um conjunto E de padrões de entrada caracterizados por algumas das variáveis de estado do sistema, como as potências geradas, seja combinado com um conjunto D de padrões de saída que representam os tempos críticos de um conjunto de linhas pré-selecionado, criando-se assim um mapeamento complexo. Assim, o tipo de aprendizado mais indicado nesse caso é o aprendizado supervisionado. As redes neurais que utilizam uma arquitetura multicamada apresentam a capacidade de aproximar qualquer função contínua dado um número suficiente de neurônios escondidos. Portanto, a arquitetura será a de uma rede neural multicamada, com pelo menos uma camada de neurônios escondidos [HAYK94, LEHR90].

Uma rede neural que apresenta apenas uma camada somente é capaz de separar regiões lineares simples. Ao acrescentar-se mais uma camada, a rede neural torna-se capaz de separar regiões convexas abertas ou fechadas. Com três camadas de neurônios artificiais, a rede neural finalmente torna-se capaz de separar virtualmente qualquer tipo de região de complexidade arbitrária, dependendo somente da quantidade de neurônios na camada escondida. A partir deste ponto, a adição de novas camadas pode ser substituída simplesmente pela adição de mais neurônios na camada escondida. Logo a arquitetura desejada de rede neural para a resolução de qualquer problema não-linear requer a adoção de apenas três camadas de neurônios artificiais, requerendo apenas o cuidado de se adicionar neurônios suficientes na camada escondida (camada do meio) para a resolução do problema [LIPP87, HINT86]. Geralmente quanto maior a complexidade, maior deve ser a quantidade de neurônios na camada escondida.

O perceptron multicamada treinado com o algoritmo *back-propagation* pode ser visto como um veículo prático para a execução de mapeamento não-linear entrada-saída de natureza geral. Mais especificamente, sendo p o número de entradas da rede e q o número de neurônios de saída, a relação entrada-saída da rede define um mapeamento de um espaço Euclidiano de entrada p -dimensional, para um espaço Euclidiano de saída q -dimensional, que é contínuo e infinitamente diferenciável [KOH88].

Pesquisas interessadas nas virtudes dos perceptrons multicamadas como dispositivos para a representação de funções contínuas arbitrárias foram postas em foco por Hecht-Nielsen em 1987. Então, Gallant e White (1988) mostraram que uma rede *feedforward* com uma única camada escondida com um cosseno monótono como função de ativação na camada escondida e sem função de ativação na camada de saída funciona como um caso especial de “rede de Fourier”, que imita uma aproximação pela série de Fourier para uma dada função e suas saídas. Contudo, foi Cybenko quem demonstrou rigorosamente pela primeira vez que uma simples camada escondida é suficiente para uniformemente aproximar qualquer função contínua. Seu trabalho foi publicado pela University of Illinois Technical Report (1988) e republicado como um paper um ano depois (Cybenko, 1988). Em 1989, dois outros papers foram publicados independentemente sob perceptrons multicamada utilizados como aproximadores universais: um por Funahashi e outro por Hornik, Stinchcombe e White [KOVA96].

Ao utilizar-se uma rede neural multicamada num aprendizado supervisionado, na verdade se está tentando fazer com que a mesma funcione como um aproximador de funções, sendo que, no caso deste trabalho, a função a ser aproximada não é conhecida, sendo dadas apenas suas entradas e saídas. A rede neural funcionará como uma “caixa preta”, apresentando as respostas corretas tendo como entradas os dados alimentados, sem nunca revelar a função mapeada no treinamento (Figura 2.1).

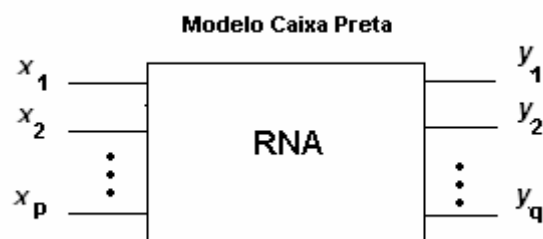


Figura 2.1 – Modelo Caixa Preta para as Redes Neurais.

A rede neural montará uma função implícita que irá relacionar um número de entradas p com um número de saídas q . Ou seja, o número de entradas não precisa necessariamente coincidir com o número de saídas. Cada y da saída será uma função de todos os x das entradas. Essa função é montada

com os valores que os pesos da rede neural assumirão após o treinamento, segundo o teorema de aproximação universal, a seguir [HAYK94]:

“Dado $\varphi(\cdot)$ uma função não constante, limitada, e monotonamente crescente e contínua. E sendo que I_p denota o hipercubo unitário p-dimensional $[0,1]^p$. Sendo o espaço de funções contínuas em I_p é denotado por $C(I_p)$ e $\varepsilon > 0$, existe então um inteiro M e conjuntos de constantes reais α_i , θ_i , e w_{ij} , onde $i = 1, \dots, M$ e $j = 1, \dots, p$ tais que pode-se definir:

$$F(x_1, \dots, x_p) = \sum_{i=1}^M \alpha_i \varphi \left(\sum_{j=1}^p w_{ij} x_j - \theta_i \right) \quad (2.1)$$

como uma realização aproximada da função $f(\cdot)$; ou seja, $|F(x_1, \dots, x_p) - f(x_1, \dots, x_p)| < \varepsilon$ para todo $\{x_1, \dots, x_p\} \in I_p$.”

Este teorema é diretamente aplicável aos perceptrons multicamadas. De fato, o objetivo desta dissertação não é fazer uma análise profunda sobre o embasamento matemático no qual repousa a teoria de redes neurais, mas sim basear-se nele para gerar aplicações interessantes devido às suas implicações. Pode-se facilmente notar que a função logística $1/[1 + \exp(-v)]$ usada como fonte de não-linearidade no modelo de neurônio para a construção de um perceptron multicamada é de fato uma função não-constante, limitada e monotonamente crescente; isso satisfaz as condições impostas a $\varphi(\cdot)$. Adiante pode-se notar que a equação 2.1 representa a saída de um perceptron multicamada descrito do seguinte modo:

1. A rede tem p entradas e uma simples camada escondida consistindo de M neurônios; as entradas são denotadas por $x_1, \dots, x_p$.
2. O neurônio escondido i tem pesos $w_{i1}, \dots, w_{ip}$ e limiar θ_i .

A saída da rede é uma combinação linear de saídas de neurônios escondidos, com $\alpha_1, \dots, \alpha_M$ definindo os coeficientes desta combinação.

O teorema da aproximação universal é um teorema de existência no sentido de que provê justificativa matemática para a aproximação de uma função arbitrária e contínua. Vale ressaltar que

esse teorema estabelece que uma simples camada escondida é suficiente para um perceptron multicamada buscar uma aproximação uniforme $\mathcal{E}$ para um dado conjunto de treinamento representado pelo conjunto de entradas $x_1, \dots, x_p$ e uma resposta desejada (alvo) $f(x_1, \dots, x_p)$, porém o teorema não diz que uma simples camada escondida é a maneira ótima no sentido do tempo de aprendizado ou ainda que é a maneira mais fácil.

As redes neurais também podem ser ligadas de forma recorrente, formando *loops* entre as saídas e as entradas. Entre esses tipos de rede estão as redes de Kohonen. São geralmente utilizadas para armazenamento de dados ou memorização de padrões, fazendo um mapeamento das entradas e agrupando-as em diferentes padrões, fazendo uma classificação. Esse tipo de rede em *loop* não será abordado neste trabalho.

2.3- Fundamentos de estabilidade transitória

Grandes demandas de energia fizeram com que os sistemas elétricos de potência ficassem maiores e mais complicados. A desregulamentação do mercado elétrico aumentou a concorrência entre as operadoras e aumentou a necessidade de minimizar os custos. Considerando a dependência e a necessidade pública de energia elétrica, a estabilidade do sistema de energia vem se tornando uma consideração muito importante para os consumidores. É cada vez mais necessária a adoção de medidas tais como a monitoração *on-line* e o controle preventivo da estabilidade transitória. Entende-se por estabilidade transitória a capacidade de um sistema elétrico de potência de se recuperar após a ocorrência de uma grande perturbação, tal como uma falta trifásica numa linha, a saída de um gerador ou de uma grande carga, e outros. Os operadores do sistema devem considerar não apenas os aspectos econômicos no despacho de carga, mas também o aspecto da estabilidade do sistema. Uma falta grave significa que o tempo crítico do sistema é menor que o tempo de operação do circuito de proteção do sistema elétrico. O tempo crítico de uma falta para um sistema elétrico de potência é definido como o tempo máximo que o circuito de proteção pode agir isolando o problema evitando um colapso. Ele não possui um valor fixo, depende do estado do sistema elétrico no momento em que ocorre a falta, bem como a sua localização. Para se calcular a estabilidade transitória de um sistema de potência, deve-se

resolver um conjunto de equações diferenciais e algébricas que representam a dinâmica dos geradores e dos sistemas de controle.

Sistemas de potência são complexos devido à natureza não-linear das cargas, não-linearidades associadas a todos os tipos de equipamentos que envolvem circuitos magnéticos (efeitos de saturação), etc. Para pequenas perturbações, as equações governantes do sistema podem ser linearizadas convenientemente em torno do ponto de operação. O problema se torna altamente complexo se envolver grandes perturbações, pois as equações não podem mais ser linearizadas. Para estes casos, devem ser consideradas técnicas de solução usando-se métodos convencionais e não-convencionais.

Considere-se um sistema de potência operando sob certas condições iniciais e em operação síncrona. Em tal situação, a potência mecânica de entrada e a potência elétrica de saída são iguais, se as perdas forem desprezadas. Quando o sistema está sujeito a uma grande perturbação (tal como um curto-circuito, entrada ou saída de grandes cargas, perdas de linhas ou de geradores, etc), cada gerador síncrono experimenta uma diferença de rede entre sua potência mecânica de entrada e sua potência elétrica de saída. Conseqüentemente, os geradores síncronos aceleram ou desaceleram, conforme essa diferença. Os rotores dos geradores então entram em balanço entre si, até que a operação síncrona seja restaurada no período pós-falta, levando o sistema a um novo estado de operação. O tempo de duração entre o início de uma perturbação (ou uma seqüência de perturbações) e a restauração da operação síncrona em um estado de operação aceitável é conhecido como período transitório, que leva geralmente entre 5 a 10 segundos de duração. A estabilidade transitória estuda o comportamento do sistema durante este período de tempo. É possível que em certas circunstâncias a operação síncrona não possa ser restabelecida. Isto ocorre devido a algumas das variáveis físicas que descrevem o estado do sistema aumentarem com o tempo. Nestes casos diz-se que o sistema perdeu sua estabilidade transitória. A estabilidade transitória pode ser influenciada pelos seguintes fatores: balanço entre cargas e geradores no estado de operação pré-falta; natureza, severidade e localização da perturbação; configuração da rede do sistema de potência antes e depois da isolação da falta. Um dos tipos de falta mais severos aos quais um sistema de potência pode estar sujeito é o curto-circuito trifásico.

2.3.1- O sistema de potência multimáquina

O estudo da estabilidade transitória está centrado na análise da dinâmica do rotor da máquina durante o período transitório. A equação diferencial que descreve este movimento é chamada de equação do movimento, ou equação de balanço (em inglês, *swing equation*). Esse nome se deve a sua natureza de balanço, sob condições de distúrbio, do ângulo do rotor (em relação ao tempo) medido em relação a uma referência rotacional síncrona arbitrária (como o centro de inércia do sistema de potência, por exemplo). Essa equação fundamental é resultado da combinação de forças em jogo no rotor da máquina no momento do distúrbio. Essas forças são respectivamente o torque mecânico, o torque elétrico, e a inércia do gerador [PAVE94].

A equação que representa a dinâmica do sistema de potência é dada por:

$$\frac{2H}{\omega_0} \frac{d^2 \delta}{dt^2} = P_m - P_{\max} \sin \delta \quad (2.2)$$

onde:

P_m = potência mecânica de entrada, em pu.

$P_{\max}$ = potência elétrica de saída, em pu.

H = constante de inércia, em MWs/MVA.

δ = ângulo do rotor, em radianos elétricos.

t = tempo, em segundos.

As mesmas definições para o sistema clássico de uma máquina ligada ao barramento infinito permanecem válidas para o sistema multimáquina [KUND94]:

- Torque mecânico é constante.
- Amortecimento é desprezado.
- Tensão constante após reatância transitória.
- O ângulo mecânico do rotor da máquina coincide com o ângulo de tensão após a reatância transitória.
- Cargas são representadas por impedâncias constantes.

Este modelo é útil para a análise de estabilidade na primeira oscilação do sistema, ou por períodos da ordem de um segundo [ANDE94].

A rede elétrica obtida para um sistema de n máquinas é vista na figura 2.2. O nó 0 é o nó de referência (neutro), e os nós 1,2,..., n são os barramentos internos das máquinas. Como no sistema de uma só máquina e barramento infinito, os valores iniciais das tensões nos geradores $\bar{E}_1, \bar{E}_2, \dots, \bar{E}_n$ são determinados das condições em regime permanente (através do fluxo de carga).

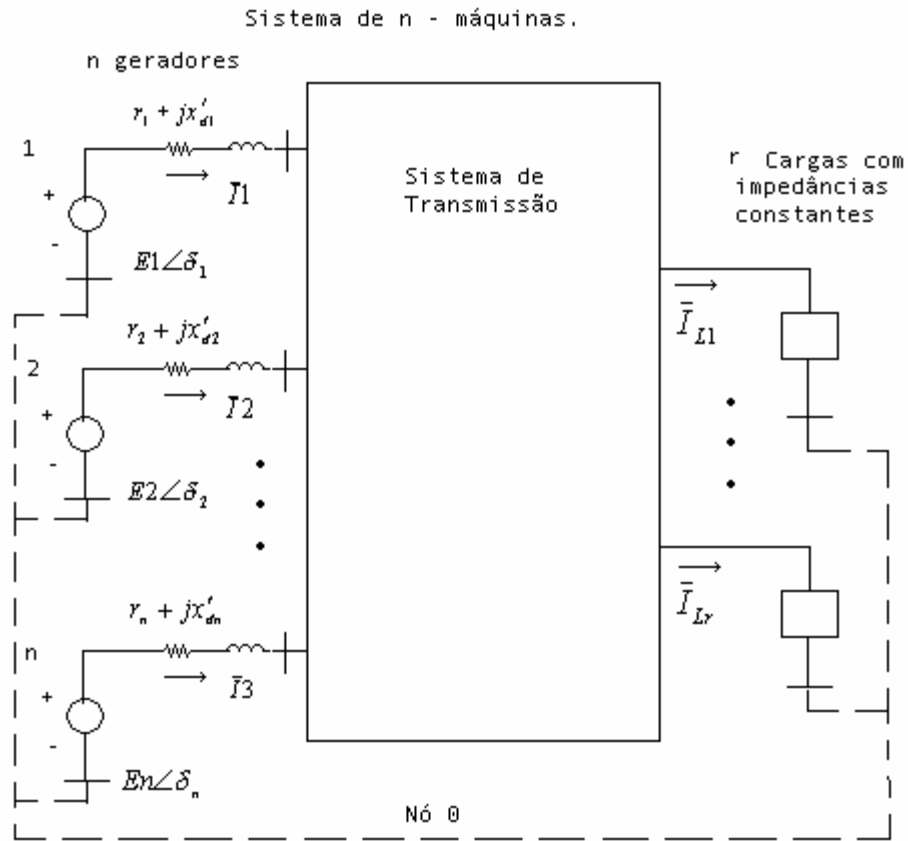


Figura 2.2- Representação de um sistema multimáquina. [ANDE94]

A rede assim descrita possui n nós, correspondentes ao número de geradores. A potência da rede no nó i , que representa a saída de potência elétrica da máquina i é dada por $P_i = \text{Re}(\bar{E}_i \bar{I}_i^*)$;

$$P_{e_i} = E_i^2 G_{ii} + \sum_{j=1}^n E_i E_j Y_{ij} \cos(\theta_{ij} - \delta_i + \delta_j) \quad (2.3)$$

sendo $i = 1, 2, \dots, n$ e $j \neq i$, que ficará:

$$P_{e_i} = E_i^2 G_{ii} + \sum_{j=1}^n E_i E_j [B_{ij} \sin(\delta_i - \delta_j) + G_{ij} \cos(\delta_i - \delta_j)] \quad (2.4)$$

$i = 1, 2, \dots, n$ sendo $j \neq i$

A equação de movimento então será dada por:

$$\frac{2H_i}{\omega_R} \frac{d\omega_i}{dt} + D_i \omega_i = P_{mi} - \left[E_i^2 G_{ii} + \sum_{j=1}^n E_i E_j [B_{ij} \sin(\delta_i - \delta_j) + G_{ij} \cos(\delta_i - \delta_j)] \right] \quad (2.5)$$

$$\frac{d\delta_i}{dt} = \omega_i - \omega_R \quad (2.6)$$

Sendo $i = 1, 2, \dots, n$ e $j \neq i$

Para o modelo clássico, $D = 0$ (amortecimento nulo).

Nota-se que o modelo acima deve conter somente os nós internos dos geradores. Logo, deve-se reduzir a matriz admitância de um sistema normal de modo a termos somente o número de barramentos igual ao número de geradores. Essa redução na matriz admitância pode ser efetuada por operações matriciais se existirem em todos os nós injeções de correntes iguais a zero, exceto para os nós dos geradores [TANG94]. Essa propriedade é usada para a redução da seguinte maneira:

$$\mathbf{I} = \mathbf{YV} \quad (2.7)$$

Em que

$$\mathbf{I} = \begin{bmatrix} I_n \\ 0 \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

Então as matrizes $\mathbf{Y}$ e $\mathbf{V}$ são particionadas de modo a obter:

$$\begin{bmatrix} I_n \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_{nn} & Y_{nr} \\ Y_{rn} & Y_{rr} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_n \\ V_r \end{bmatrix} \quad (2.9)$$

Onde o subscrito n é usado para designar os nós dos geradores e o subscrito r é usado para os nós restantes.

Através de manipulações algébricas chega-se à matriz $(Y_{nn} - Y_{nr} Y_{rr}^{-1} Y_{rn})$ que é a desejada matriz reduzida $\mathbf{Y}$. Ela tem as dimensões $(n \times n)$ onde n é o número de geradores.

Tem-se ainda que as cargas devem ser convertidas para admitâncias. Os dados necessários para isso provêm do fluxo de carga que deve ser executado previamente para o sistema. As tensões internas dos geradores $E_i \angle \delta_{i0}$ são calculadas também através do fluxo de carga [MONT83]. Os ângulos

internos são calculados a partir das tensões terminais em regime permanente. O ângulo inicial do gerador é então obtido adicionando-se o ângulo da tensão em regime permanente α ao δ' , logo:

$$\delta_0 = \delta' + \alpha \quad (2.10)$$

Além disso, para montar a matriz admitância para traçar as curvas do ângulo delta no tempo, necessita-se adicionar a reatância transitória x'_d de cada gerador entre a barra que o representa e o sistema [ANDE94].

Sendo assim, para se analisar a estabilidade transitória de um sistema de potência e traçar as curvas do ângulo delta de cada gerador no tempo, é necessário calcular as condições iniciais através do fluxo de carga desse sistema. De posse desse resultado, deve-se montar a matriz admitância pré-falta do sistema, de acordo com o que já foi visto. A partir daí, faz-se a sua redução e insere-se os valores inerentes as equações diferenciais resolvidas a partir de um método numérico eficiente até o tempo programado para ocorrer a falta. Neste instante, deve-se inserir a matriz admitância do sistema sob falta. Ela pode ser gerada através da matriz pré-falta, eliminando-se a linha e coluna correspondente ao barramento em que ocorreu a falta. É feita a sua redução, alterando-se os valores necessários nas equações diferenciais e continuando-se o cálculo numérico até o momento programado para a proteção agir.

Nesse momento, deve-se introduzir a matriz admitância do sistema com a linha causadora da falta eliminada, chamada matriz pós-falta. Essa matriz também pode ser obtida a partir da matriz admitância pré-falta. Para isso, deve-se retirar os elementos Y_{xy} , Y_{yx} , onde x é o início da linha e y é o fim da linha, e subtrair o seu valor dos elementos Y_{xx} e Y_{yy} . Isso é válido se a linha em questão não for paralela. Se a linha for paralela e tiver admitâncias iguais, pode-se dividir os elementos Y_{xy} , Y_{yx} por 2 e subtrair metade de Y_{xy} dos elementos Y_{xx} e Y_{yy} . Se não, deve-se entrar com a admitância da linha em questão e subtrair o seu valor da admitância dos elementos Y_{xy} , Y_{yx} e também de Y_{xx} e Y_{yy} [PAUC02].

Feito isso, insere-se os novos valores necessários nas equações diferenciais do sistema e continua-se a execução do cálculo numérico até o tempo máximo programado. A partir daí tem-se os valores do ângulo delta de todos os geradores no tempo. Como o sistema é multimáquina, deve-se traçar não o ângulo delta de cada gerador no tempo, mais a sua diferença em relação à média

ponderada de todos os geradores no tempo. Essa média ponderada é dada pela seguinte equação [ANDE94]:

$$mpond = \frac{\delta_1 H_1 + \delta_2 H_2 + \dots + \delta_n H_n}{H_1 + H_2 + \dots + H_n} \quad (2.11)$$

Do ponto de vista da estabilidade transitória, é necessário somente obter a solução numérica para a primeira oscilação. Se o sistema não divergir na primeira oscilação, o sistema será estável [ANDE94]. Isso ocorre porque, devido aos pequenos erros que vão sendo somados ao longo da solução numérica, pode ocorrer que, ao se prolongar o método numérico, o sistema passe a divergir, tornando-se falsamente instável, devido aos erros acumulados, embora atualmente haja métodos para minimizar esses efeitos. Os métodos de análise de estabilidade transitória se dividem principalmente em duas categorias: métodos indiretos e métodos diretos.

2.3.2- Métodos indiretos de análise de estabilidade transitória

Os métodos indiretos utilizam métodos numéricos para integração no tempo das equações diferenciais representativas dos sistemas elétricos sob falta. Para cada tempo de eliminação da falta, haverá uma curva no tempo do ângulo do gerador. Sendo assim, para se achar o tempo crítico para uma determinada falta, deve-se tentar, começando com um dado tempo de eliminação de falta, traçar a curva no tempo do ângulo do gerador em relação ao centro de inércia e observar se ela diverge ou não do mesmo. Caso ela divirja, o sistema é dito instável, caso contrário, o sistema é estável, e o tempo de eliminação deve ser incrementado. A figura 2.3 mostra a curva do gerador 1 do sistema New-England para o tempo de eliminação da falta de 0.358s. Ela demonstra a instabilidade do sistema através da sua divergência, apresentando comportamento crescente.

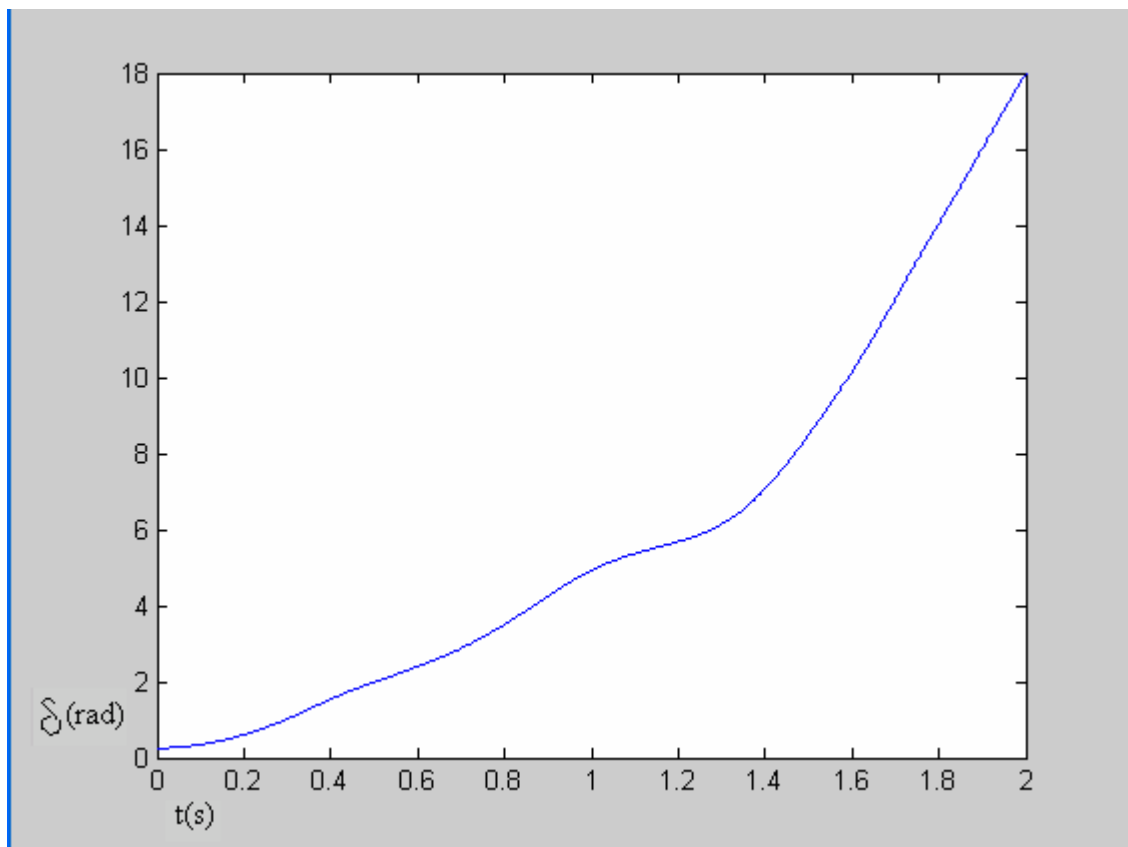


Figura 2.3- Sistema instável, curva de oscilação divergente.

A figura 2.4 mostra a curva do mesmo gerador 1, porém agora com tempo de eliminação de 0.058s. Como este tempo está abaixo do tempo crítico, o sistema é estável, o que pode ser observado pela curva do gerador 1, que não diverge. Através de um incremento mínimo definido (neste trabalho este incremento é de 0.002s), aumenta-se o tempo de eliminação e traça-se novamente a curva, até se achar o intervalo de tempo de eliminação em que esta curva divirja do centro de inércia.

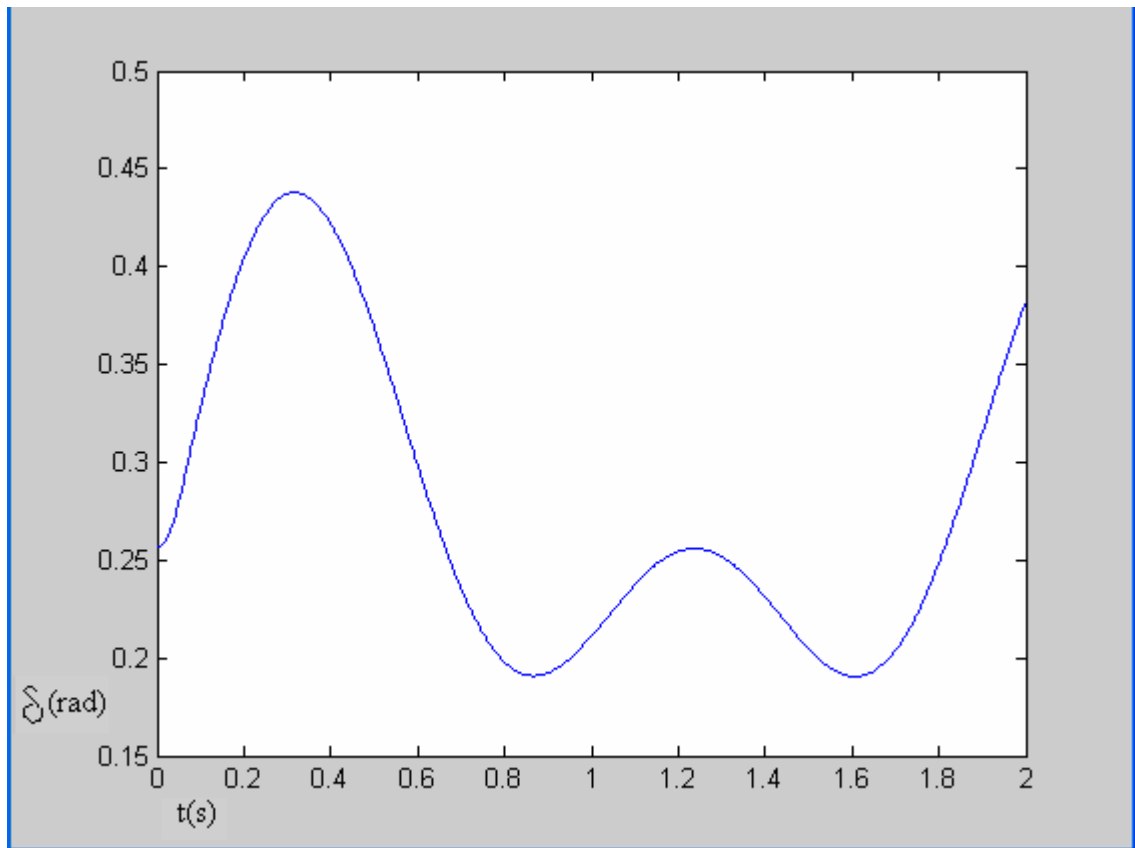


Figura 2.4- Sistema estável, curva limitada.

Na figura 2.5 traçam-se diversas curvas com diferentes tempos de eliminação para o gerador 3 do sistema New-England. Inicia-se com o tempo de 0.190s até 0.200s. Nota-se que a curva traçada com este último tempo de eliminação mostra a instabilidade do sistema. Isso ocorre porque o último tempo de eliminação, 0.200s, ultrapassa o tempo crítico do sistema. Este tempo crítico situa-se entre o tempo da última curva em que o sistema se mostrou estável, que neste caso foi em 0.198s, e o tempo da primeira curva em que o sistema se mostrou instável, que foi em 0.200s. O tempo crítico para o sistema neste caso pode ser aproximado para o valor de 0.199s, com um erro para mais ou para menos de 0.001s, que é a metade do incremento adotado de 0.002s, para o tempo de eliminação de cada curva traçada. As curvas traçadas em seqüência são alternadas quanto à cor (azul e vermelho), para que duas curvas próximas se destaquem uma da outra.

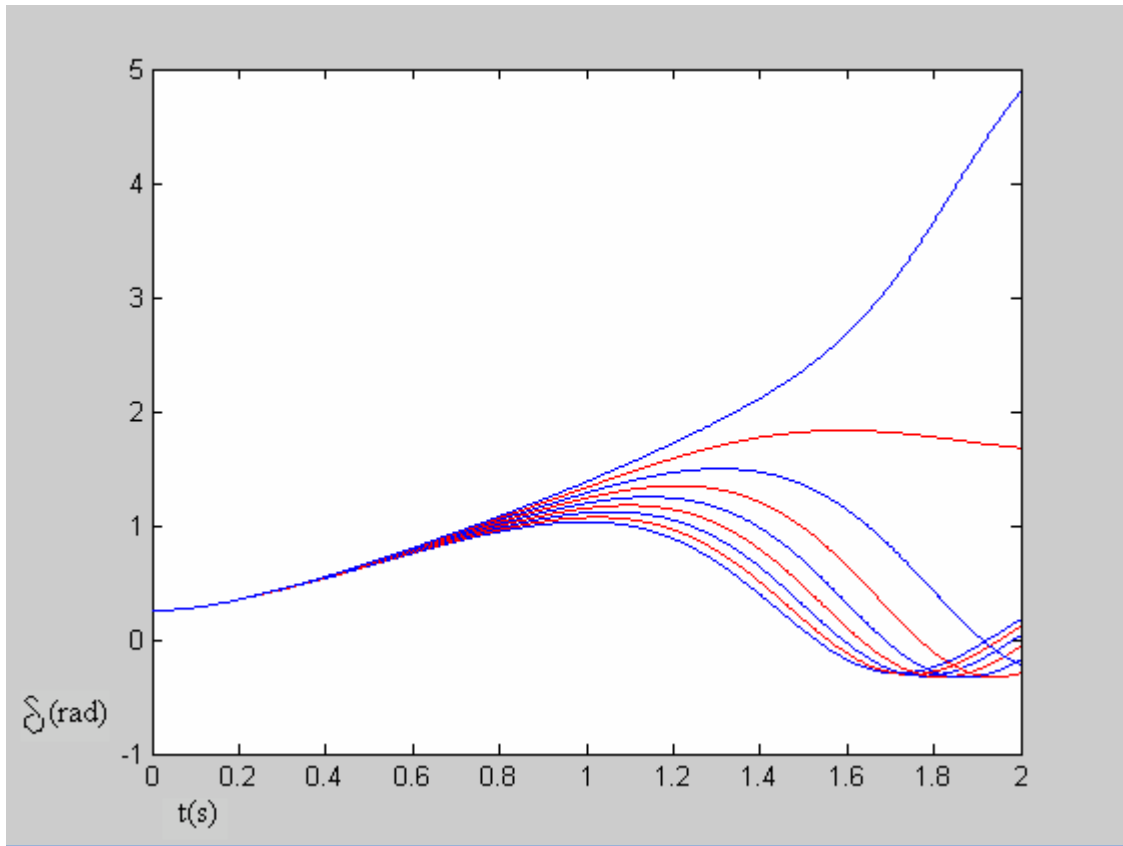


Figura 2.5- Seqüência de curvas de oscilação, de estável à instável.

Os métodos indiretos são os mais convencionais. Eles se baseiam em simulações numéricas em computadores, utilizando-se modelos matemáticos de sistemas elétricos de potência. Esse tipo de método suporta o uso de modelos matemáticos tão detalhados quanto se deseja, no entanto apresenta alguns inconvenientes. Quanto mais detalhado o modelo, maior o SEP ou menor o passo, mais esforço computacional será requerido. Para a determinação do tempo crítico de um SEP para a ocorrência de determinada falta, dado um SEP num determinado auto-estado inicial de operação e assumindo-se que uma perturbação ocorra em t_0 , é necessário saber [ARRI90]:

- se o sistema converge para um auto-estado de equilíbrio estável após a perturbação ser eliminada no tempo t_e e, caso afirmativo,

- qual o tempo crítico do sistema, t_c , ou seja, o tempo máximo que a perturbação pode durar sem que o sistema perca sua capacidade de retornar a um auto-estado estável de operação; e também se este tempo t_c está dentro da capacidade de proteção do sistema para eliminar a falta.

Logo, pode-se identificar dois passos na análise convencional de estabilidade transitória usando-se métodos indiretos [VITT00]:

- Primeiro passo: estuda a evolução do sistema durante a falta de t_0 até o tempo de eliminação da falta, t_e ;
- Segundo passo: estuda a evolução do sistema em sua fase pós-falta, de t_e em diante;

Se o sistema for estável, tem-se $t_e < t_c$; caso contrário, $t_e > t_c$. Ambos os passos são investigados através de cálculos numéricos das equações de balanço (swing) do sistema, que descreve o SEP para as duas situações: durante a falta e no pós-falta, porém com parâmetros diferentes. Depois de se fixar um tempo de eliminação de falta t_e , deve-se executar o cálculo numérico de t_0 até t_e (primeiro passo), calculando-se as curvas dos ângulos dos rotores dos geradores no tempo e , depois de se substituir os parâmetros do sistema de durante a falta para pós-falta, continuar os cálculos numéricos de t_e em diante (segundo passo). A determinação do tempo crítico requer várias tentativas de valores assumidos para t_e .

A solução numérica de equações diferenciais ordinárias é a técnica mais importante em sistemas dinâmicos de tempo contínuo [PAVE94]. Desde que a maioria das equações diferenciais ordinárias não é solucionável analiticamente, a integração numérica se torna um meio importante de se obter informação sobre a trajetória do sistema. Muitos métodos diferentes foram propostos e usados para resolver vários tipos de equações diferenciais ordinárias. Desses métodos, alguns se destacam e são muito usados: Runge-Kutta, Adams-Bashforth-Moulton, trapezoidal e fórmula de diferenciação retropropagada. Todos eles discretizam o sistema diferencial para produzir uma equação de diferenças ou mapa. Esses métodos obtêm diferentes mapas da mesma equação diferencial, mas tendo o mesmo objetivo: que a dinâmica do mapa corresponda aproximadamente à dinâmica da equação diferencial.

Existem dois tipos de erro envolvidos num passo de um algoritmo numérico: erro de arredondamento e erro de truncamento (também conhecido como erro de discretização) [KUND94]. O

erro de arredondamento se deve à aritmética de precisão finita (ou de ponto flutuante), usualmente utilizada quando o método é implementado em um computador. Ela depende do número e do tipo de operações aritméticas usadas num passo. Erros de arredondamento então aumentam na proporção do número total de passos de integração usados, o que evita a tomada de passos muito pequenos. Normalmente, os erros de arredondamento não são considerados na análise numérica do algoritmo, desde que dependa do computador no qual o algoritmo é implementado, sendo então externos ao algoritmo numérico.

Já os erros de truncamento estão presentes mesmo em aritméticas de precisão infinita, pois é causado pela truncamento (limitação do número de termos) da série infinita de Taylor para formar o algoritmo. Ele depende do tamanho do passo usado, da ordem do método e do problema a ser resolvido. Um requisito óbvio para o sucesso de um algoritmo numérico é a possibilidade de fazer o erro de truncamento envolvido ser tão pequeno quanto desejado através do uso de um passo suficientemente pequeno. Este conceito é conhecido como convergência.

Outros dois conceitos cruciais na análise de erro de métodos numéricos são: erro local e erro global [ANDE94]. O erro local é o erro introduzido num simples passo da rotina de integração, enquanto o erro global é o erro total causado pela aplicação repetida da fórmula de integração. É obviamente o erro global que se deseja saber quando se está integrando uma trajetória. Contudo não é possível estimar nada mais que limites, que são usualmente várias ordens de magnitude maiores, devendo-se contentar com a estimação do erro local.

Nota-se que os erros de truncamento ocorreriam mesmo se os computadores fizessem operações aritméticas de ponto flutuante infinitamente acuradas. Na verdade, isso não ocorre. Os computadores são capazes de armazenar um número de ponto-flutuante com um número fixo de casas decimais.

Utilizando-se passos largos de integração, o erro numérico é dominado por erros de truncamento, enquanto erros de arredondamento dominam o processo numérico ao se utilizar pequenos passos de integração. Existe um ponto em que não faz sentido tornar o passo menor do que um valor mínimo, pois isso iria aumentar o número de operações de ponto flutuante sem aumentar a exatidão numérica. A exatidão do processo numérico depende de quantos bytes o hardware do

computador é capaz de manipular nas operações de ponto flutuante. Usando-se números de ponto flutuante de dupla precisão, consegue-se valores que propiciam uma precisão satisfatória.

2.3.3- Métodos diretos de análise de estabilidade transitória

O princípio dos métodos diretos consiste em substituir os cálculos do segundo passo dos métodos indiretos (cálculos pós-falta) e suas repetições por um critério de estabilidade baseado em se obter uma função de Lyapunov. Então estima-se o domínio de estabilidade (em inglês, *stability domain estimate*) em torno do ponto de equilíbrio estável (no inglês, *stable equilibrium point*) no estado do sistema pós-falta. Tal ponto de equilíbrio pode não existir em casos de perturbações muito grandes, o que torna qualquer exploração adicional inútil. O critério de Lyapunov visa definir no espaço de estados uma região de estabilidade para o ponto de equilíbrio pós-falta e determinar a intersecção da trajetória do sistema com os limites desta região [PAVE94]. Todos os métodos diretos determinam uma energia crítica e a comparam com a energia transitória na eliminação da falta.

O critério de áreas iguais foi o primeiro método direto proposto na literatura para o estudo da estabilidade de sistemas de uma máquina versus barramento infinito [XUE89]. Posteriormente, várias metodologias de análise foram propostas para sistemas multimáquinas gerais. Inicialmente as idéias de Lyapunov eram utilizadas para estimar a região de atração dos sistemas de potência. Tomava-se, dentre todos os pontos de equilíbrio instáveis na fronteira da bacia de energia potencial, aquele que possuía a menor energia. Este valor de energia era então utilizado para obter uma estimativa da área de atração. Logo se percebeu que esta técnica levava a resultados muito conservadores, ou seja, estimava-se um tempo crítico de abertura que era muito inferior ao tempo crítico verdadeiro. Esse conservadorismo é consequência natural do método de Lyapunov, pois ele fornece condições suficientes de estabilidade, porém não necessárias.

Para melhorar a estimativa do tempo crítico de abertura, foi criado o conceito do ponto de equilíbrio de controle. Com este conceito, em vez de utilizar-se o ponto de equilíbrio instável de menor energia, passa-se a utilizar o ponto de equilíbrio que está mais “próximo” da trajetória do

sistema em falta. Muitas técnicas de determinação do ponto de equilíbrio de controle foram propostas e os estudos nesta direção culminaram com o desenvolvimento do método BCU.

O método BCU surgiu após vários estudos teóricos que foram feitos por Chiang et al. (1988; 1994) [CHIA94]. Fundamentado em conceitos matemáticos, o método BCU mostrou-se muito eficiente, determinando corretamente o ponto de equilíbrio de controle nas mais diversas situações. No entanto, ainda existem limitações ao método. Uma delas é que este método, assim como todos os outros que utilizam funções de Lyapunov, é impróprio para incorporar modelos mais realísticos de sistemas, devido à grande dificuldade de descobrir uma função de Lyapunov adequada a sistemas reais. Outro problema recente com o método BCU, assim como todos os outros baseados no conceito de ponto de equilíbrio de controle, é que se verificou que podem falhar Llamas et al. (1995) [PAVE94]. A seguir apresenta-se uma análise da metodologia geral dos métodos diretos baseados em funções de Lyapunov.

Suponha-se que (2.12) seja a equação de estado do sistema de potência para a configuração pós-falta e seja o vetor de estados x composto de sub-vetores relacionados aos ângulos dos rotores δ e às velocidades dos rotores $\dot{\delta}$

$$x = [\delta^T, \dot{\delta}^T]^T \quad (2.12)$$

Seja V uma função de Lyapunov que assegura a estabilidade do sistema num certa região em volta do ponto de equilíbrio pós-falta e seja V_l seu valor no limite desta região. Então o cálculo do tempo crítico consiste na avaliação dos valores de V ao longo da trajetória do sistema, para sucessivos tempos de eliminação da falta t_{ei} , até que V_l seja alcançado: o correspondente tempo de eliminação será o tempo crítico, de acordo com o critério direto de Lyapunov.

Para um tempo de eliminação de falta fora dos limites da região de estabilidade, o critério não garante mais a estabilidade do sistema, mas também não garante a sua instabilidade [PAVE94]. Isso é o que caracteriza o caráter conservativo do método direto de Lyapunov, pois os teoremas de estabilidade dão condições de estabilidade suficientes, porém não necessárias. Os procedimentos práticos para o cálculo do tempo crítico de acordo com o critério de Lyapunov estão resumidos nos três passos a seguir:

- 1- Calcular o valor limite V_l , que V toma no limite do domínio de estabilidade.
- 2- Para tempos sucessivos de eliminação da falta $t_{ei} (\geq t_0 +)$, calcular os valores correspondentes das variáveis de estado $\delta(t_{ei}), \dot{\delta}(t_{ei})$
- 3- Calcular os valores correspondentes de $V(\delta(t_{ei}), \dot{\delta}(t_{ei}))$ em $t_0^+, t_{e1}, \dots$, até que V_l seja alcançado:

Sendo que $t_e = t_c$ (tempo crítico) para $V(\delta(t_{ei}), \dot{\delta}(t_{ei})) = V_l$

Para o cálculo da margem de estabilidade de um sistema com o tempo de eliminação t_{ei} :

- 1- Os mesmos passos acima.
- 2- Cálculo do valor da função V, V_{ei} em $t = t_{ei}$.
- 3- Calcular a margem de estabilidade $n_{ei} = V_l - V_{ei}$.

O sucesso prático desta abordagem depende essencialmente de: (1) a qualidade da função de Lyapunov: é importante construir a função de Lyapunov mais adequada, V , para o sistema físico, a forma de V que permita o maior refinamento matemático possível; (2) a qualidade da estimação do domínio de estabilidade: é importante que ele seja tão grande quanto possível; (3) a velocidade da computação dos cálculos numéricos, essencialmente da estimação do domínio de estabilidade, já que os cálculos da função V demandam menos esforço computacional. Logo, três pontos são importantes na aplicação dos métodos diretos de Lyapunov em sistemas de potência: (a) modelagem de sistemas de potência compatível com os teoremas de Lyapunov; (b) funções de Lyapunov adequadas; (c) estimação do domínio de estabilidade.

O método PEBS (*Potential Energy Boundary Surface*), ou SLEP foi proposto por Kakimoto et al. [KAKI78] e Athay et al. [ATHA79]. Ele evita o cálculo dos pontos de equilíbrio instável de controle e requer somente uma rápida integração do sistema durante a falta para o cálculo de V_{cr} (energia crítica do sistema).

No caso multimáquinas, a SLEP é mais complexa no espaço angular. A maior quantidade de máquinas fará com que um maior número de pontos de equilíbrio instável cerquem o ponto de equilíbrio estável do sistema pós-falta. A SLEP será formada por uma superfície multidimensional

passando pelos pontos de equilíbrio instável. O ponto de equilíbrio instável mais relevante, ou ponto de equilíbrio instável de controle do sistema, se caracteriza por ser o ponto de equilíbrio com energia potencial crítica mais baixa de todos os outros de sua vizinhança. No caso de sistemas multimáquinas, dependendo do local e natureza da falta, o sistema pode perder sincronismo por uma ou várias máquinas. Cada tipo de falta gera um modo de instabilidade. Associado a cada modo de instabilidade existirá um ponto de controle de equilíbrio instável. Um conjunto de pontos de equilíbrio instável cerca o ponto de equilíbrio estável do sistema pós-falta. Se em um sistema elétrico, partindo-se do ponto de equilíbrio estável pré-falta, integrando-se sua trajetória, sua falta for eliminada perto do tempo crítico, então sua trajetória pós-falta se aproximará de um ponto de equilíbrio instável particular, que será chamado de ponto de controle de equilíbrio instável. No método multimáquina, em vez de um poço de potencial unidimensional como no caso do sistema MSBI, existirá um poço multidimensional, como no caso do sistema de duas máquinas ligadas no barramento infinito (figura 2.6).

Os eixos de referência deste poço serão os ângulos θ^1, θ^2 tomados em relação ao centro de inércia do sistema. O eixo vertical representa a energia potencial do sistema. Nesta figura, pode-se notar três pontos de equilíbrio instável: U1, U2 e U3, conectados por uma linha pontilhada que é ortogonal às curvas equipotenciais. Esta linha pontilhada é chamada de Superfície Limite de Energia Potencial ou SLEP. Se no instante de eliminação da falta o estado do sistema no espaço angular tiver cruzado a SLEP, o sistema ficará instável; caso contrário, o sistema entrará em equilíbrio estável. Para achar a energia crítica do sistema, definida como a máxima energia cinética que o sistema elétrico de potência é capaz de absorver, a trajetória do sistema durante a falta é monitorada até cruzar a SLEP no ponto θ^* . Em muitos casos, θ^1 , o ponto de controle de equilíbrio instável, está perto de θ^* , tal que $V_{pe}(\theta^1) \approx V_{pe}(\theta^*) \cong V_{cr}$. Esta é a essência do método PEBS.

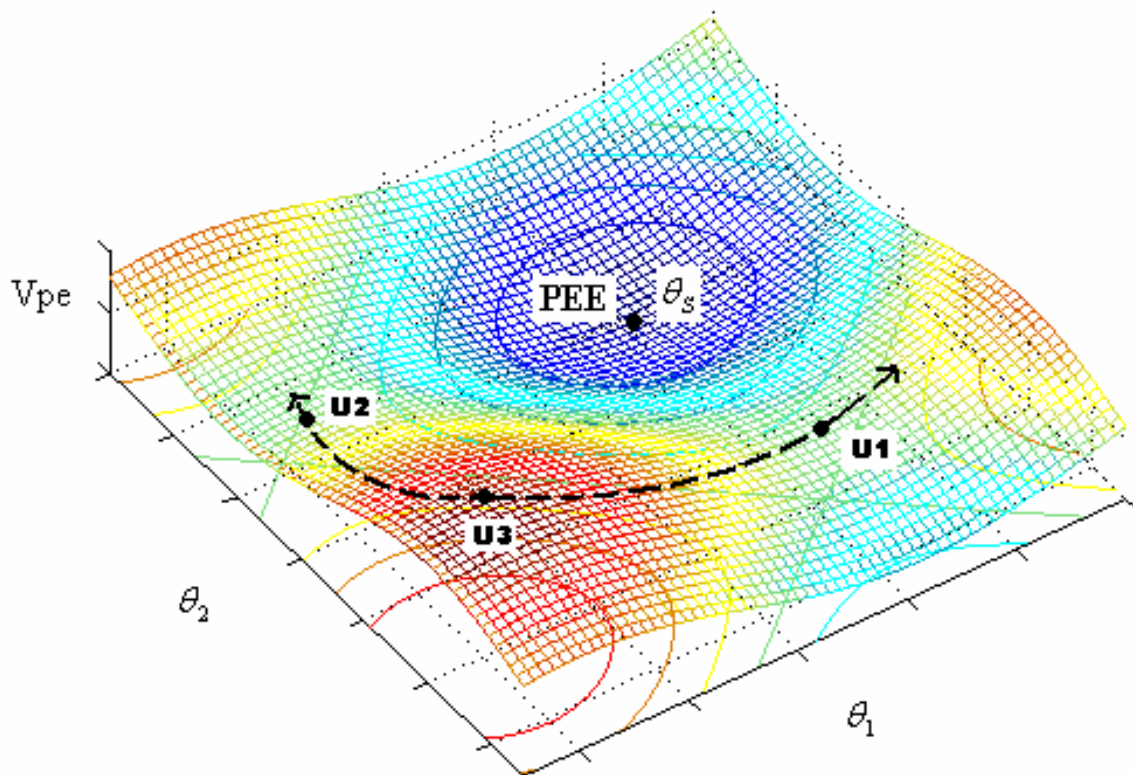


Figura 2.6- Superfície de energia potencial gerada no MATLAB

Pode-se resumir alguns dos métodos diretos como se segue:

Método PEBS – Neste método os pontos críticos da superfície potencial são os que possuem a menor energia potencial. Esses pontos críticos serão chamados de pontos de equilíbrio instável de controle. Para se determinar a instabilidade do sistema de energia, deve-se calcular os pontos de equilíbrio instável (PEI) e verificar qual o de menor energia potencial, este será o PEI de controle. O problema deste método é que ele tem que calcular todos os PEI, demandando muito esforço computacional.

Método MOD (*Mode Of Disturbance*, que se traduz por modo de perturbação) – Neste método identifica-se as máquinas que são severamente perturbadas por uma dada falta. Essas máquinas geralmente são as mais vulneráveis do sistema. Para determinar o MOD são realizadas simulações no domínio do tempo e identifica-se quais máquinas ficarão instáveis.

Método *Sustained Fault* – O cálculo do PEI de controle para sistemas de grande porte é complexo e demanda muito esforço computacional. O método *Sustained Fault* mantém a falta até que

a trajetória do sistema ultrapasse o ponto de estabilidade, considerando este ponto de saída como sendo o PEI de controle. A energia potencial no ponto de saída é tomada como a energia crítica para a falta ocorrida.

Método *exit* – Consiste numa elaboração maior do método *Sustained Fault*. Após obter o ponto de saída da trajetória, no limite da superfície de estabilidade, integra-se o resultado até se chegar o mais próximo possível do PEI de controle, considerando esta aproximação suficiente.

BCU – O método BCU acha o ponto de saída da trajetória de maneira semelhante ao *Sustained Fault*. A partir daí, transforma o sistema matematicamente, achando um sistema gradiente, o que simplifica o problema. A partir do ponto de saída, resolve o mínimo neste sistema, voltando então com este ponto para o sistema original. Integra-se a partir deste ponto para achar o PEI de controle.

2.4- Aplicação de RNA ao estudo da estabilidade transitória

Os métodos indiretos utilizam técnicas de cálculo numérico para a resolução das equações diferenciais do sistema elétrico de potência no tempo, provendo resultados apurados. No entanto ele possui algumas desvantagens, exigindo muito esforço computacional e, dependendo das dimensões do sistema de potência, complexidade e refinamentos de sua modelagem, esse problema tende a ser agravado. Também não possui uma análise de sensibilidade e do comportamento qualitativo do sistema. Os métodos diretos suprem esta última necessidade, além de ajudar a eliminar muitas das simulações do sistema elétrico no tempo. No entanto, possuem limites no detalhamento dos modelos do sistema a serem utilizados, sendo também muitas das vezes excessivamente conservadores no estabelecimento dos limites de estabilidade de um sistema.

Os métodos híbridos que utilizam técnicas de inteligência artificial, tais como as redes neurais artificiais de aprendizado supervisionado, combinadas com métodos de simulações numéricas, apresentam grandes vantagens. Dados de treinamento que combinam informações sobre variáveis de estado do sistema com o resultado de simulações numéricas feitas *off-line* podem ser alimentados para a rede neural. Depois de treinada, a rede pode apresentar resultados on-line com eficiência e rapidez. A única desvantagem é o tempo computacional exigido para a obtenção dos dados e o treinamento e teste

da rede; porém, este esforço pode ser compensado pela agilidade de resposta da rede após o treinamento. A rede neural se torna capaz de fazer generalizações para casos e estados não incluídos nos dados de treinamento, seja através de interpolações (estabelecimento da resposta correta para casos não incluídos no treinamento, mas que se situam dentro da região ou intervalo de variáveis de estado que estão no conjunto de treinamento) ou de extrapolações (estabelecimento da resposta correta para casos não incluídos no treinamento e que se situam fora da região ou intervalo de variáveis de estado que estão no conjunto de treinamento). A capacidade de interpolação de uma rede neural é bem maior do que a de extrapolação, principalmente se o problema abordado for de natureza acentuadamente não-linear. Por isso, deve-se estabelecer com cuidado o intervalo ou região do espaço de estados do sistema em que se aplicará a rede neural ao problema, devendo-se ainda tentar estabelecer a melhor distribuição possível da amostragem dos casos de treinamento para o intervalo considerado.

As redes neurais podem ser classificadas em dois tipos básicos: as de aprendizado não-supervisionado e as de aprendizado supervisionado. O primeiro tipo se caracteriza pelo não recebimento de uma resposta desejada durante o treinamento, enquanto o segundo se caracteriza pelo ajuste de pesos para adequar a resposta da rede à resposta alvo. Os dois tipos de redes neurais podem ser aplicados no estudo da estabilidade transitória em sistemas elétricos de potência.

2.4.1- Métodos existentes

[PAO92] investiga o uso de redes neurais de aprendizado supervisionado e não-supervisionado para descobrir que combinações diretas de medidas do sistema são significantes para a determinação do tempo crítico. Propõe o uso de uma rede neural de aprendizado não-supervisionado como um mecanismo para classificação rápida do tipo de distúrbio num sistema de potência. Os padrões de entrada seriam agrupados de acordo com similaridades descobertas entre si, indicando que ações associadas deveriam ser tomadas para cada grupo classificado (figura 2.7).

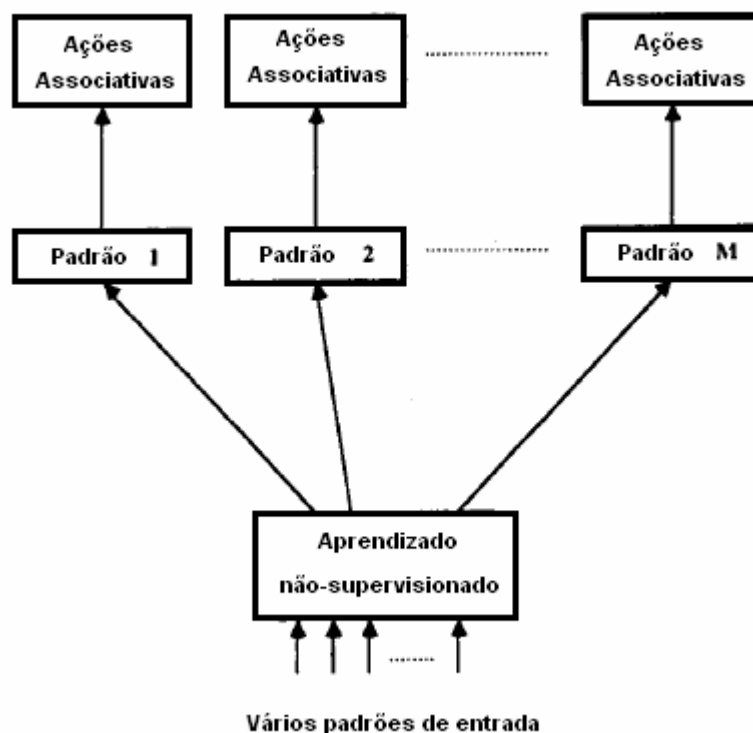


Figura 2.7- Diagrama conceitual de aprendizado não-supervisionado [PAO92].

Diferentes esquemas preventivos poderiam ser implementados dependendo de quão baixo ou alto forem os tempos de eliminação da falta, componentes do sistema instalado, política da companhia, etc. A abordagem utiliza a arquitetura FLN (*Functional Link Net*), desenvolvida pelo próprio autor [PAO92]. A idéia básica da arquitetura FLN é a utilização de conexões para efetuar transformações não-lineares nas entradas antes que sejam efetivamente alimentadas à rede neural, visando um aprendizado mais rápido e eficaz pela mesma.

[OMAT93] estuda o uso de um sinal de ativação não-digital (diferente do 0/1) para o treinamento de uma rede neural para a determinação da estabilidade transitória de um sistema de potência. Este sinal seria baseado numa proporção entre o tempo mínimo de ativação do relé de proteção para todas as faltas incluídas no treinamento, dividida pelo tempo de ativação efetiva de cada falta. Neste trabalho, utiliza-se como entrada para a rede neural o estado dos geradores do sistema, representados pelo ângulo inicial do gerador antes da falta, a potência acelerante durante a falta e a potência desacelerante após a falta. O sistema de teste possui 16 barramentos e seis geradores. Seis

estados do sistema são estudados, sendo consideradas oito contingências. O tipo de falta e a sua duração são iguais, falta trifásica e duração de 200ms, variando apenas a sua localização. O algoritmo usado foi o back-propagation.

[LAU95] apresenta o uso de redes neurais artificiais para estimação do tempo crítico e identificação do tipo e localização (distância do gerador) de uma falta num sistema máquina síncrona – barramento infinito. A rede neural utilizada neste trabalho é composta na realidade de três subredes neurais: a primeira que estimará o tempo crítico para o sistema MSBI, a segunda que estimará a localização da falta (distância em relação ao gerador) e a terceira que identificará o tipo da falta. Cada subrede conterá uma camada escondida de neurônios e as seguintes entradas serão comuns a todas as subredes: o ângulo inicial do rotor, a voltagem do terminal e a corrente do terminal, ambas após a ocorrência da falta. Através destas entradas comuns mais as potências ativa e reativa de saída, a subrede identificadora do tipo de falta distingue se a falta é da fase 1 para terra, da fase 2 para terra, da fase 3 para terra ou de fase para fase. Dependendo da falta, esta subrede estabelece um índice que será usado para selecionar as subredes apropriadas para estimar o tempo crítico e a distância. Então entra em cena a subrede que estima a distância, em fração, da falta em relação ao gerador. Essa estimação será utilizada finalmente pela subrede que estima o tempo crítico da falta.

[KLAP93] utiliza dois tipos de redes neurais: uma de aprendizado supervisionado, que é combinada com uma análise de estabilidade transitória utilizando métodos diretos, e outra de aprendizado não-supervisionado (redes de Hopfield), que é empregada para otimização do problema. O objetivo da rede neural de aprendizado supervisionado é o reconhecimento de padrões, estabelecendo uma relação funcional entre as entradas, que serão variáveis selecionadas da trajetória de falta, e a localização do estado do sistema em relação ao limite da região de estabilidade. A margem de energia relativa do sistema, definida como a diferença entre a energia do sistema durante a falta e a energia crítica associada à falta, foi escolhida como a saída alvo da rede neural, para a aplicação proposta.

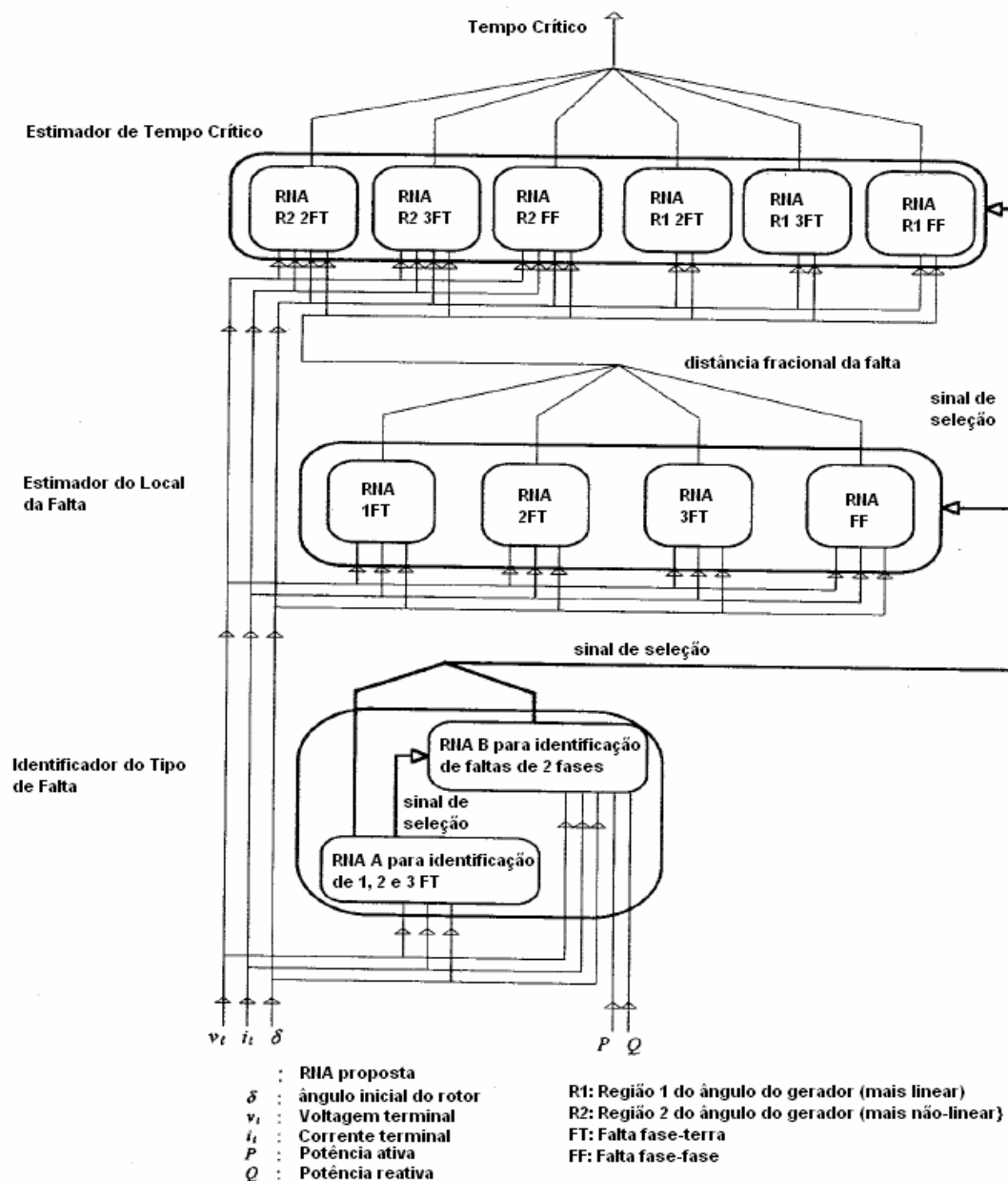


Figura 2.8- RNA em sistema MSBI [LAU95].

Em [SHAR93] apresenta-se um método que utiliza redes neurais para classificação on-line da estabilidade transitória de primeira oscilação em classificação do tempo crítico como pequeno (abaixo de 50ms) ou longo (50ms a 200ms) para um sistema máquina simples - barramento infinito. Aplica-se o algoritmo de *backpropagation*. As entradas são trabalhadas baseadas num vetor discriminante que contém as seguintes variáveis: ângulo do rotor, velocidade do rotor, magnitude da potência acelerante e as correlações entre essas variáveis.

[CHAN94] apresenta uma aplicação em que utiliza redes neurais para estabelecer a estabilidade transitória em sistemas de potência interconectados longitudinalmente, estabelecendo limites de transferência seguros entre sistemas vizinhos. Para isso, a aplicação utiliza um banco de dados histórico sobre as cargas do sistema. O primeiro bloco da estratégia proposta utiliza uma rede neural artificial para estimar a demanda de curto-prazo de carga elétrica para cada sistema de potência participante da interconexão. Baseado em cada desvio operacional e de estimação do primeiro bloco, o segundo bloco utiliza um algoritmo de reconhecimento de padrão para acessar a estabilidade transitória dos sistemas de potência interconectados longitudinalmente e para avaliar os limites de segurança de transferência de potência entre sistemas vizinhos.

[ZHOU94] faz a aplicação de redes neurais para a classificação do status de segurança dinâmica do sistema. Para esta análise, a aplicação faz uso do método da função de energia transitória (método direto) para obtenção da margem de energia transitória, que será utilizada para medir o nível de segurança do sistema de potência. A rede neural utiliza o algoritmo de *backpropagation*. A saída da rede neural classifica o sistema em vulnerável ou não vulnerável às variáveis de entrada.

[LO95] propõe uma técnica que combina redes neurais auto-organizadas (Kohonen) com redes neurais de aprendizado supervisionado através do algoritmo back-propagation, formando uma só rede neural multi-camada que é empregada na análise de estabilidade transitória. A saída da rede Kohonen é ligada à entrada da rede de *backpropagation*. Na rede neural composta proposta, a primeira rede Kohonen separa os padrões de entrada em diferentes classes, ou agrupamentos, para produzir uma tabela de teste. Depois da tabela construída, os resultados numéricos da rede Kohonen são alimentados à rede *backpropagation*. O método direto de energia transitória é empregado para gerar a saída desejada para o treinamento da rede e os dados de teste. O sistema de potência de teste possui 3 geradores e 9 barras. [MARC95] decompõe um sistema de potência em componentes individuais, sendo cada um destes componentes modelado (suas entradas e saídas) através de uma rede neural. Estes módulos individualmente treinados são subseqüentemente acoplados juntos para formar um sistema integrado de redes neurais artificiais que simularão o sistema e emularão o comportamento da estabilidade transitória do mesmo. Utiliza-se uma rede neural de elementos lineares adaptativos

(ADALINE), combinados com o uso de uma realimentação, para simular o comportamento do fenômeno de estabilidade transitória. O MATLAB é utilizado para a construção dos módulos de rede neural. A metodologia é aplicada a um pequeno sistema de teste com 5 barramentos.

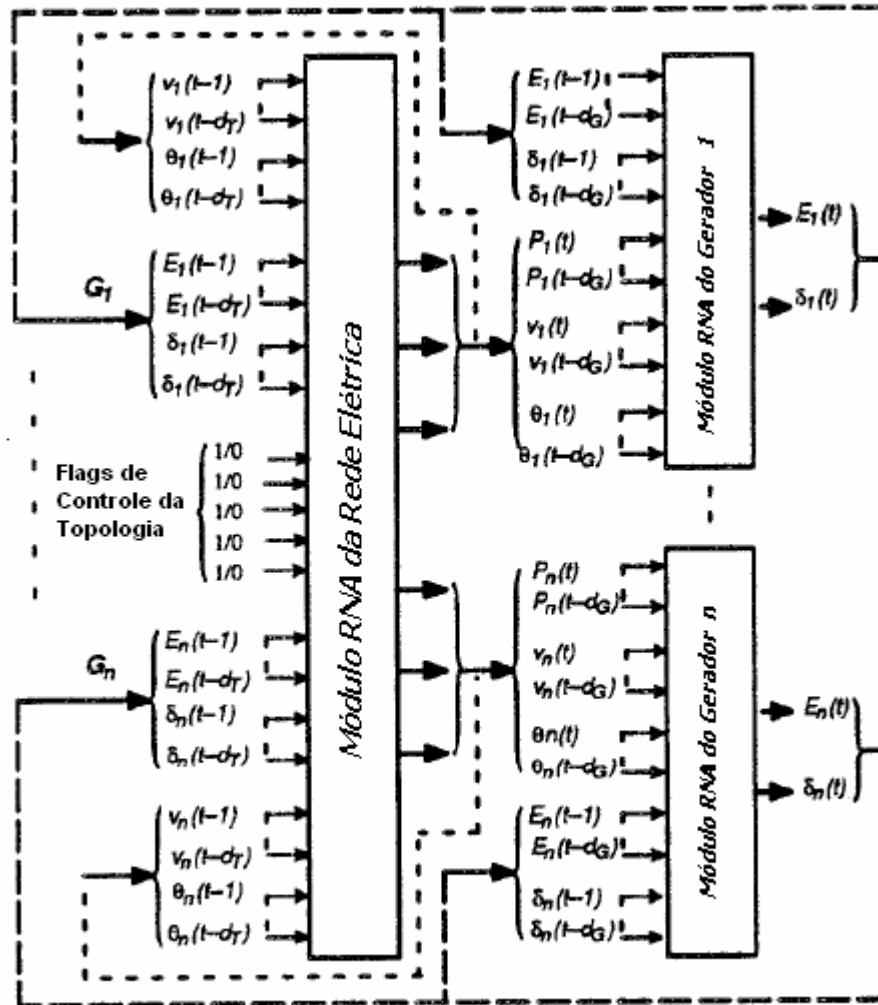


Figura 2.9- Simulador integrado em RNA [MARC95].

2.4.2- Método proposto 1

Um passo importante na aplicação de redes neurais artificiais num problema é a definição de quais serão as suas entradas e saídas. Sabe-se que a estabilidade transitória para a ocorrência de uma determinada falta, num local do sistema, depende fortemente do estado em que se encontra este sistema. O espaço de estados de um sistema multimáquina, mesmo o de um sistema de pequeno porte,

é um espaço multidimensional e complexo. Sendo assim, foi feita uma simplificação, permitindo-se apenas que uma parte das variáveis de estado do sistema ficasse livre (no caso a potência gerada pelos geradores), permanecendo o restante das variáveis de estado do sistema fixa. Ainda assim, foram definidos limites, com valores máximos (1.1 da potência gerada pelo estado base original do sistema para geração do conjunto de treinamento) e mínimos (0.9 da potência do estado base original), em que estas variáveis de estado poderiam alcançar para que o estado entrasse no conjunto de treinamento.

A rede neural aplicada neste método deverá ter como entrada as potências dos geradores do sistema, mais a amplitude e largura da forma de onda do ângulo de um dos geradores, sendo o de maior inércia (figura 2.10).

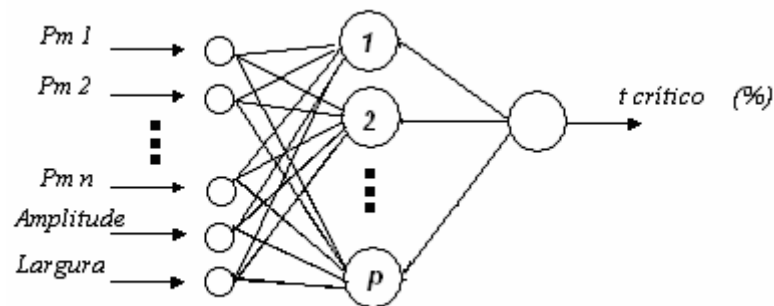


Figura 2.10- RNA genérica da metodologia 1.

A camada de saída terá apenas um neurônio, pois a única variável que se quer determinar é o tempo crítico, mais precisamente a porcentagem que o tempo de ação da proteção representa do tempo crítico do sistema. Quanto à camada escondida, o número de neurônios nesta camada dependerá de experiências de aprendizado que serão realizadas de forma a buscar com que a rede aproxime e estime com o mínimo de erro o tempo crítico.

Deve haver ainda uma forma de se coletar informações sobre as oscilações durante a falta do ângulo dos geradores para alimentar a rede neural. Escolhe-se então apenas um dos geradores do sistema para se traçar a curva do ângulo dele em relação ao centro de inércia. Este gerador é o de maior inércia, embora o método pudesse ser empregado utilizando-se qualquer um dos geradores.

Dentre as diversas formas de se coletar informações sobre a oscilação da curva do ângulo de um dos geradores, escolheu-se os seguintes dados: a amplitude (*ab* na Fig. 2.11), e a largura (*cd* na Fig.

2.11) correspondente ao ponto que fica a $\frac{3}{4}$ da amplitude (ponto *e* na Fig. 2.11) da primeira curva de oscilação do ângulo do rotor do gerador mais robusto (definido como o gerador com a maior inércia). Escolheu-se coletar a largura da curva mais próxima do pico da oscilação para tentar evitar, ao máximo, problemas com sobreoscilações.

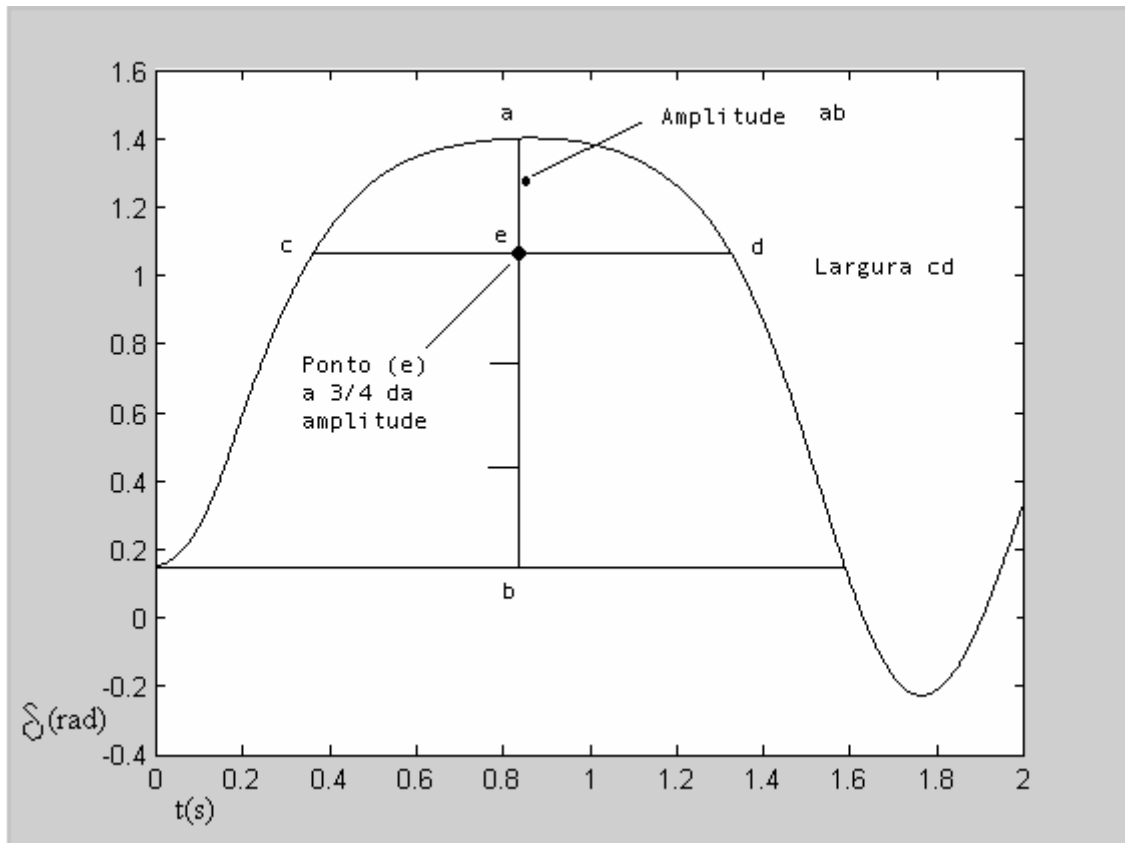


Figura 2.11 – Dados obtidos da curva do gerador.

Para a coleta de dados da curva de oscilação do ângulo dos geradores durante a falta, é necessário simular numericamente a falta no sistema. Para isso são desenvolvidos programas para a determinação do estado do sistema de potência (seu fluxo de potência) e para a solução numérica das equações diferenciais do sistema no tempo. Tais programas são desenvolvidos através do MATLAB. Para o programa de determinação do fluxo de potência do sistema elétrico decidiu-se utilizar o método de Newton-Raphson. Este programa é denominado de Newton. Para a resolução numérica das

equações diferenciais do sistema, escolheu-se o método de integração de Runge-Kutta. Este programa também será responsável pela coleta de dados da oscilação do ângulo do gerador, pois fica muito mais prático o próprio programa que gera a curva monitorar e coletar os dados necessários. Este programa é denominado de Numeric.

Foram definidas como as entradas da rede neural neste método algumas das variáveis de estado de um sistema de potência (as potências geradas nos geradores), e algumas variáveis representativas da curva de oscilação de um dos geradores, em relação ao centro de inércia do sistema (amplitude e largura da primeira oscilação). Resta somente a definição da saída da rede neural. A saída da rede deve conter uma estimativa de quão próximo o tempo atual de duração da falta se encontra do tempo crítico do sistema de potência.

A saída da rede neural não fornece diretamente o tempo crítico do sistema de potência, mas sim a porcentagem, dividida por cem, que representa o atual tempo de duração da falta em relação ao tempo crítico. Sendo assim a saída da rede neural fica normalizada, entre 0 e 1. Quanto mais próximo de 1 (100%), mais próximo o sistema se encontra do tempo crítico e do seu limite de estabilidade. Para obtenção do tempo crítico, dada uma determinada condição de operação, basta dividir o tempo de ação da proteção pela porcentagem estimada pela rede, segundo a equação (2.27):

$$t_p = P_{ct} t_{cr} \quad (2.27)$$

sendo: t_{cr} o tempo crítico, P_{ct} a porcentagem calculada pela rede neural, e t_p o tempo de duração da falta.

O número de saídas da rede neural depende da quantidade de variáveis que se quer determinar em que se deseja estudar a estabilidade transitória após um curto. Neste trabalho foi escolhida apenas a determinação de uma saída, que é a porcentagem que o tempo de duração da falta de uma linha escolhida representa do tempo crítico do sistema, dividida por cem. Através disso o tempo crítico do sistema é determinado indiretamente. O arquivo de treinamento deve conter as entradas e saídas correspondentes, dentro da região limite do espaço de estados em que se deseja que a rede faça estimativas com boa precisão.

A rede neural é desenvolvida no MATLAB e o algoritmo de treinamento está baseado no *backpropagation*. A idéia foi criar um programa que fosse o mais flexível possível, permitindo que o usuário alterasse a configuração da rede (número de entradas, número de saídas, número de camadas escondidas, quantidade de neurônios por camada, valor da taxa de aprendizado e do momento). A matriz de pesos da rede neural é uma matriz tridimensional, pois cada peso é determinado por três parâmetros: número da camada, número do neurônio de onde vem o sinal, e número de neurônio para onde vai o sinal.

O sistema elétrico escolhido para teste é o sistema WSCC3 composto de 9 barras e 3 geradores.

2.4.3- Método proposto 2

Sabe-se que o tempo crítico de um sistema elétrico de potência é o tempo máximo no qual os circuitos de proteção podem agir sem que o sistema colapse. No momento em que se inicia uma grande perturbação no sistema, como uma falta trifásica, até o momento em que ela é interrompida, neste intervalo de tempo, sabe-se que os ângulos dos rotores dos geradores são afetados com mais ou menos severidade, dependendo das características intrínsecas do sistema e da falta. A figura 2.12 apresenta curvas sobrepostas traçadas para a mesma falta, no mesmo local, porém com tempos de duração cada vez maiores. Quanto maior o tempo de duração da falta, maior a oscilação do gerador.

Através do estudo de simulações no domínio do tempo, em que as equações diferenciais do sistema elétrico durante a falta são resolvidas por métodos numéricos, pode-se observar que os ângulos dos rotores dos geradores do sistema oscilam, perturbados pela ocorrência da falta. Pode ser percebido através da simulação da mesma falta no mesmo local, mas em tempos diferentes de duração, que há uma relação entre o tempo de duração da falta e a gravidade da oscilação (maior amplitude), assim que o tempo de duração para a mesma falta é incrementado. Conforme o tempo de duração da falta é aumentado, se aproximando cada vez mais do tempo crítico da falta, a amplitude de oscilação do ângulo dos geradores, tomada em relação ao centro de inércia, vai aumentando, perturbando-se cada vez mais os geradores do sistema. Isso pode ser visto através da figura 2.12.

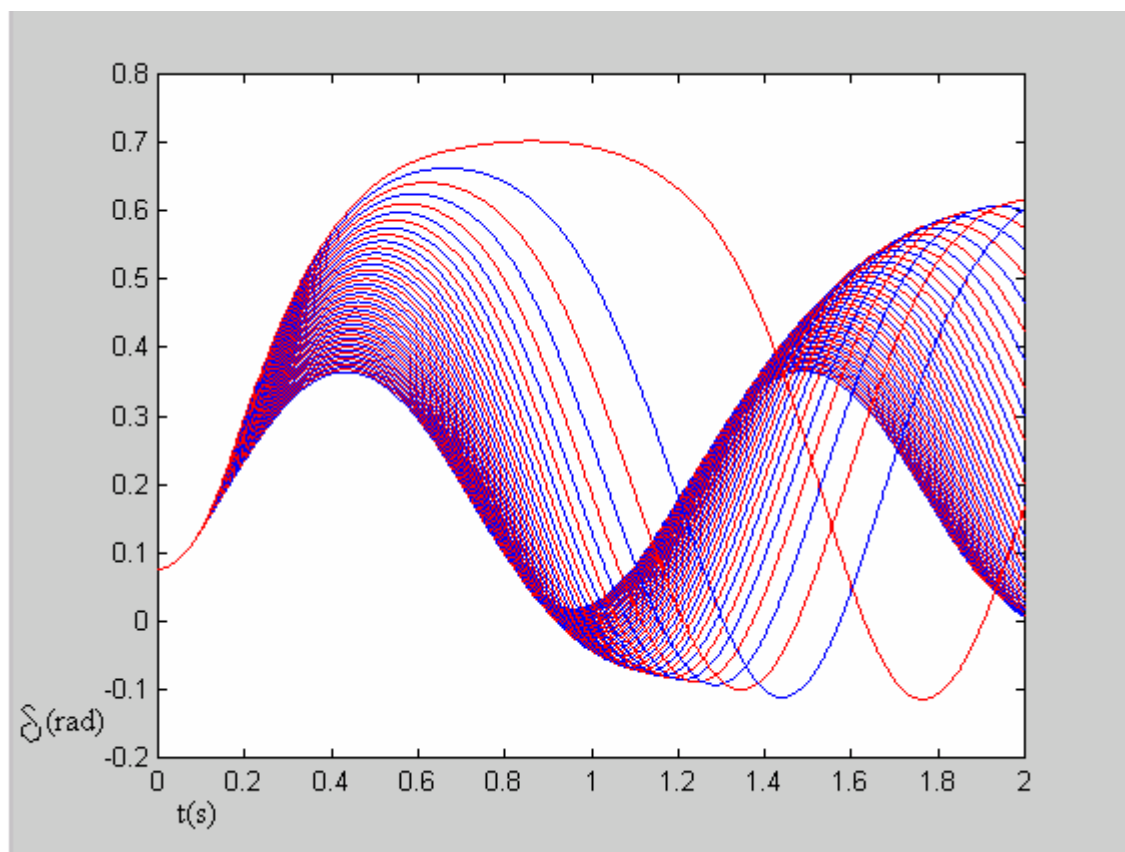


Figura 2.12 – Curvas com tempos de proteção diferentes.

Da observação de uma relação implícita entre a perturbação do ângulo do rotor dos geradores e a proximidade do tempo crítico, surgiu a possibilidade de uma aplicação de uma rede neural artificial que utiliza dados da curva no tempo do ângulo do rotor de um dos geradores, tomado em relação ao centro de inércia do sistema elétrico de potência, para a estimação do tempo crítico para aquela falta. Mais ainda, a rede neural deve generalizar para casos (estados do sistema) não incluídos no treinamento.

Sabe-se que as redes neurais artificiais com aprendizado supervisionado são ideais para a construção de um modelo tipo caixa-preta de um sistema. Diferente de um modelo analítico, no qual se é capaz de achar relações matemáticas diretas entre entradas e saídas, um modelo caixa-preta simula o funcionamento do sistema original, mesmo que não se consiga estipular relações matemáticas entre elas (não se sabe o que ele contém no seu interior, daí o nome: caixa-preta). Para a implementação do modelo caixa-preta, coleta-se um conjunto de dados sobre o sistema a ser modelado, nos quais

consistem em uma relação entre entradas e saídas (respostas) do sistema. Este conjunto de dados é o conjunto de treinamento da rede neural.

Depois da execução do aprendizado supervisionado, a rede neural deverá simular com a melhor perfeição possível o funcionamento do sistema original, apresentando as mesmas saídas (respostas) que o sistema original apresentaria quando exposta às mesmas entradas que este. Isto deverá ser verdade não apenas para o conjunto de treinamento, como também para um conjunto enorme de casos não incluídos no treinamento, graças à grande capacidade das redes neurais de generalizar, através de interpolações e extrapolações. Note que neste caso é como se a rede neural montasse um modelo interno de funcionamento do sistema a que se propõe simular (e ela é capaz de fazer isso com grande precisão, mesmo que não se consiga desenvolver explicitamente um modelo matemático de tal sistema por outros meios).

Geralmente escolhe-se o gerador com maior inércia, apenas como princípio, pois já que se está trançando a curva do ângulo em relação ao momento de inércia, não importa muito que gerador se escolhe, pois quando um deles sai de sincronismo em relação ao centro de inércia do sistema multimáquina, todos eles saem.

O segundo método proposto neste trabalho é uma tentativa de avanço para o primeiro método. No método anterior, o sistema de teste era o WSCC3, com 9 barras e 3 geradores. Neste segundo método, se optou por um sistema maior, como o New England, com 39 barras e 10 geradores, sendo mais complexo e mais sujeito a perturbações no ângulo de seus geradores, tais como sobreoscilações.

Devido a uma possibilidade maior de sobreoscilações, foi proposta uma nova forma de coleta de dados sobre a curva de ângulo de geradores. Esta nova forma de coleta servirá para que o programa não seja enganado por falsas oscilações. Ele se baseia apenas na amplitude de pico da oscilação, juntamente com o tempo em que ela ocorre.

O método funciona da seguinte maneira: durante a simulação numérica da falta no tempo, o programa que gera a simulação é o responsável pela monitoração da forma de onda gerada. Assim que a oscilação atinge um pico e começa um movimento descendente, o valor da amplitude e o tempo em que foi gerada são armazenados. Se, ao continuar com a simulação no tempo, for gerado um novo pico

maior que o primeiro, o programa abandona os dados do primeiro pico de oscilação e fica com os do segundo, com seu valor de amplitude e o tempo em que foi gerada. Sendo assim, dentro de uma janela de tempo de simulação de até dois segundos, o programa pega os dados somente do pico de oscilação com a maior amplitude, como na figura 2.13.

O algoritmo de treinamento da rede neural foi o de Levenberg-Marquardt, que apresenta um desempenho mais rápido que o back-propagation simples. Nesta segunda metodologia, o programa da rede neural foi desenvolvido usando também o MATLAB.

O mesmo programa desenvolvido para a resolução do fluxo de potência na metodologia 1 (Newton) serviu para a determinação do estado do sistema no segundo método proposto. A única mudança ficou por conta do programa utilizado para traçar a curva dos geradores no tempo (Numeric). Como neste segundo método o modo de coleta e os dados da oscilação mudaram, foram necessárias mudanças no programa que simula numericamente a falta no sistema de potência, pois ele também é responsável pela coleta de dados sobre a forma de onda do ângulo do gerador.

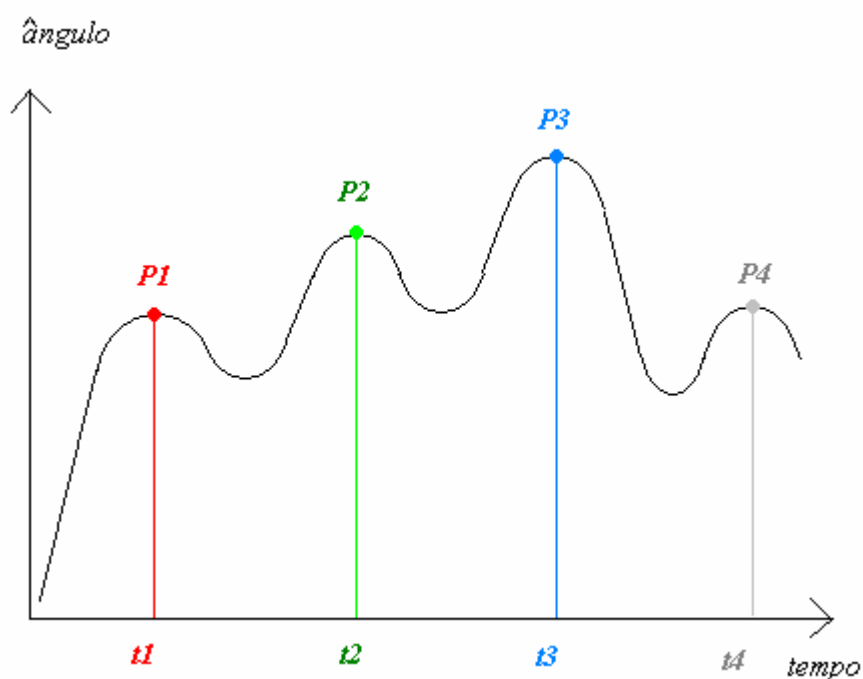


Figura 2.13 – Exemplo do problema de sobreoscilação.

Basicamente programou-se para que, ao traçar as curvas, se procurasse sempre pelo maior pico da curva, capturando-se este valor, bem como o tempo em que se alcançava tal pico. Sendo assim,

sempre que a curva cessava de crescer e começava a decrescer, o programa capturava o valor daquele pico e o tempo em que ele foi obtido. Ao começar uma nova oscilação, assim que a onda começasse a cair novamente, o programa capturava o valor deste novo pico, e comparava a nova amplitude com a amplitude anterior. Caso o novo valor fosse menor, ele o ignorava e continuava o traçado da curva. Porém se fosse maior, o valor anterior era descartado, e assim era feito até o término do traçado da curva. Logo no final do traçado de cada curva tinha-se obtido o valor do maior pico, bem como do tempo em que foi obtido. Isso era feito para cada curva traçada, a cada incremento do tempo de ação da proteção, até se chegar no tempo crítico. Terminada esta tarefa, obtinha-se o arquivo de treinamento da rede.

Tomando-se o exemplo da figura 2.13, o programa captura inicialmente o primeiro pico P1 e o seu respectivo tempo t1. Ao passar pelo segundo pico, o programa armazena este valor e compara com o anterior. Como ele é maior que P1, o novo máximo passa a ser P2 e o tempo armazenado muda para t2. Ao chegar em P3, outra comparação é feita e logo é descartado P2 e t2, e em seu lugar tem-se P3 e t3. Em P4, outra comparação é efetuada, mas percebe-se que P4 é menor que P3, logo o programa descarta o novo valor obtido e P3 e t3 permanecem armazenados até o fim.

Dada a complexidade do sistema, o qual tem nove dimensões (ou nove graus de liberdade), já que dispõe de dez geradores dos quais nove podem variar, decidiu-se limitar a variação dos geradores a um intervalo menor. Um dos geradores, a barra V- θ , tem sua potência determinada pelo fluxo de potência e depende da variação dos outros nove geradores do sistema. O gerador 1 não tem limite mínimo nem máximo, pois representa a barra V- θ e é determinado pelo fluxo de potência.

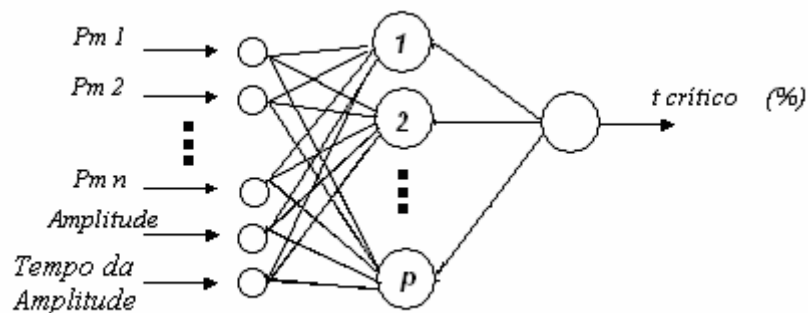


Figura 2.14- RNA genérica da metodologia 2.

A rede neural usada neste método necessitou de 12 entradas. Foram 10 entradas apenas para as potências dos geradores, uma entrada para a amplitude e outra para o tempo da amplitude. Quanto à saída, a rede só precisou de um neurônio, pois a única variável a ser estimada foi o tempo crítico. Na camada escondida, foram testadas diferentes quantidades de neurônios visando obter um erro mínimo na aplicação.

No próximo capítulo serão detalhadas ambas as metodologias aqui descritas, descrevendo-se sua implementação e discutindo-se dos resultados obtidos.

Capítulo 3

Aplicação da metodologia proposta e discussão de resultados

3.1 Introdução

Neste capítulo são abordados maiores aspectos técnicos e específicos dos programas e métodos propostos no capítulo anterior. São apresentados os resultados da aplicação das duas metodologias, aplicadas para dois sistemas de potência: o WSCC3, que é constituído de 9 barras, sendo 3 geradores; e o New-England, que é constituído de 39 barras, sendo 10 geradores.

A metodologia 1, aplicada ao sistema WSCC3, se caracteriza pela tomada de valores da amplitude e da largura da primeira oscilação na leitura da forma de onda do ângulo de um dos geradores, dada a ocorrência de uma falta na linha 5-7, próxima ao barramento 7. A metodologia 2 se caracteriza pela tomada da amplitude da maior oscilação e do tempo em que esta ocorre, dentro da janela de tempo da simulação numérica da falta, que é de 2 segundos, para ocorrência de uma falta na linha 32-14, próximo ao barramento 14. Ambas as metodologias serão detalhadas a seguir.

São traçadas diversas curvas dos ângulos dos geradores no tempo para cada sistema, para cada valor do tempo de ação da proteção, para a geração do arquivo de treinamento da rede neural, bem como para o arquivo de teste.

Aborda-se a configuração da rede neural para a aplicação de cada uma das duas metodologias. Os resultados alcançados pela rede neural pós-treinamento são confrontados com os resultados calculados pelos métodos numéricos, possibilitando uma análise da eficácia do método usado.

3.2. Descrição dos sistemas de potência de teste

Na figura 3.1 mostra-se o diagrama unifilar e o estado do sistema teste utilizado na primeira metodologia proposta [FERN01, FERN02]: o sistema equivalente WSCC3 composto de 9 barras e 3 geradores. O sistema WSCC3 é um sistema mais simples e de menor porte, mas muito válido para testes de novas metodologias. A linha escolhida para o teste da metodologia foi a 5-7, a falta ocorrendo próxima ao barramento 7.

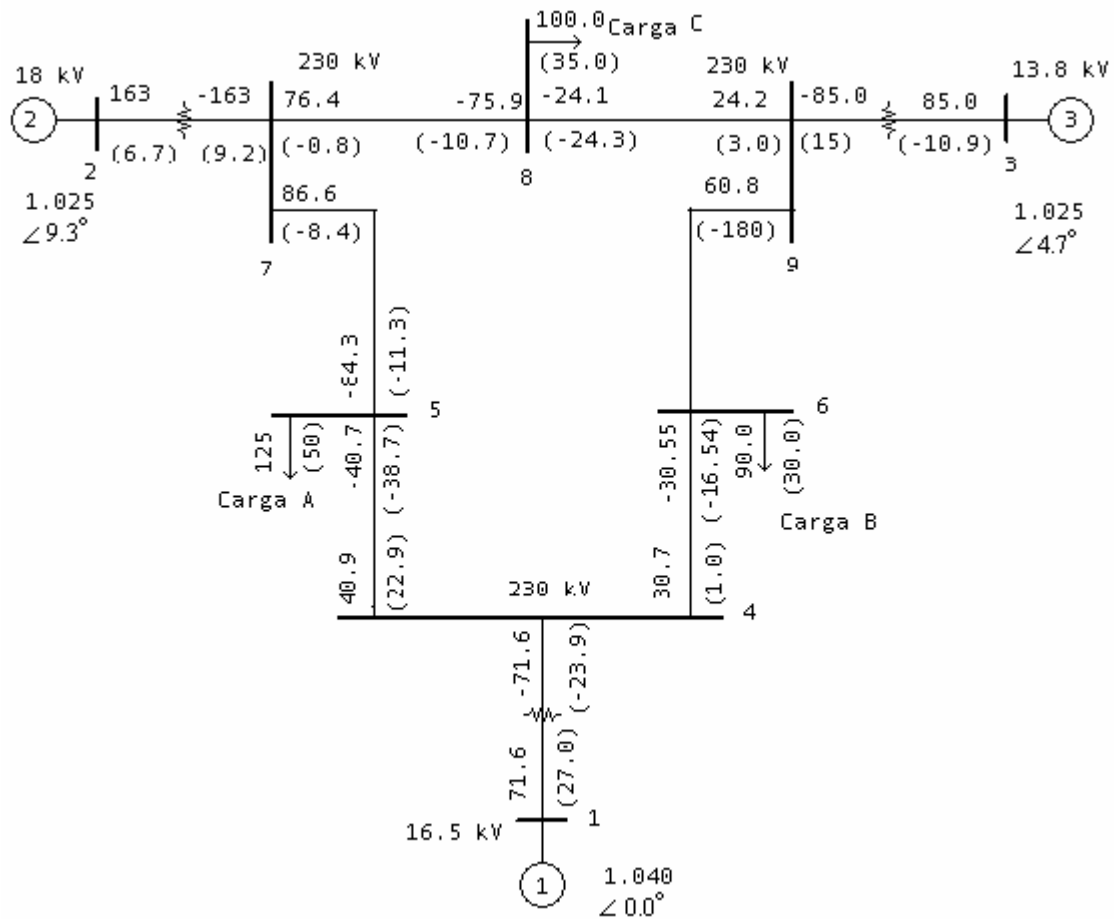


Figura 3.1 – Diagrama unifilar do sistema de teste WSCC3.

Na figura 3.2 apresenta-se o diagrama unifilar e o estado do sistema utilizado na segunda metodologia proposta: o sistema New-England, que é composto de 39 barras e 10 geradores. A linha

onde ocorrerá a falta será entre os barramentos 32-14, próximo ao barramento 14. Caracteriza-se por ser um sistema de grande porte que é utilizado com alguma frequência em pesquisas [ROVN94, KUMA02].

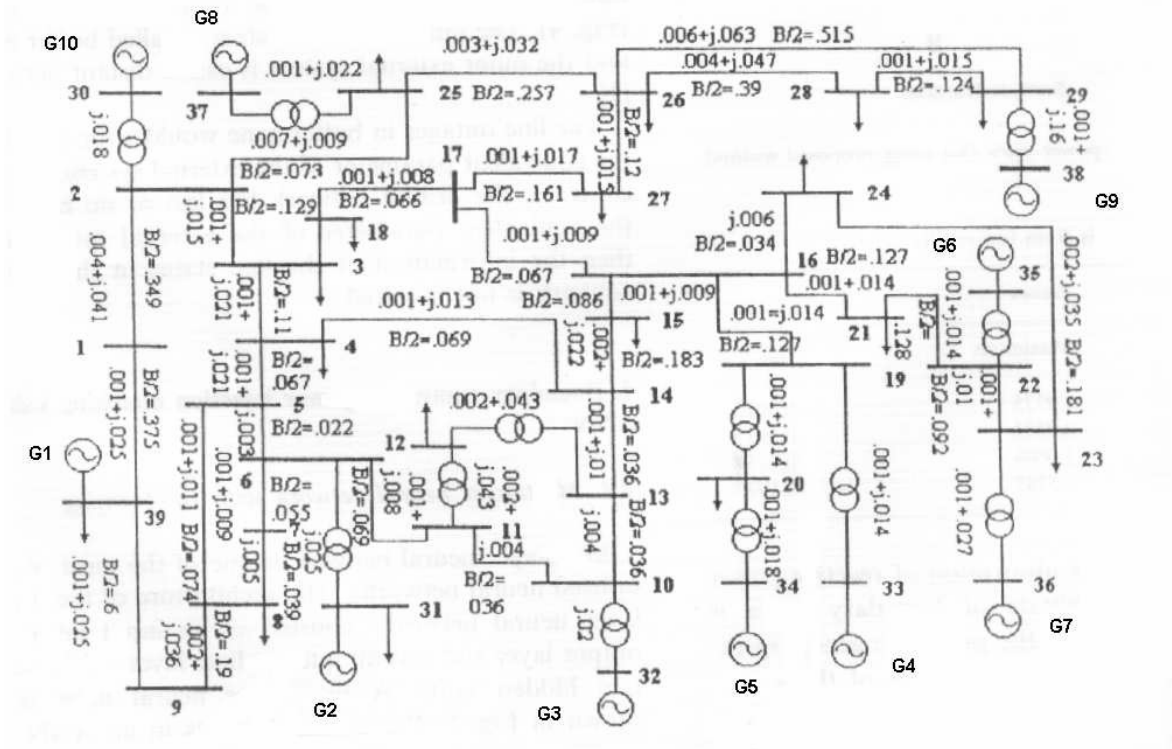


Figura 3.2 - Sistema New England.

3.3 Definição das redes neurais

Para cada tipo de solução, aplicado a cada um dos sistemas elétricos de teste, configura-se um tipo de rede neural. As redes neurais para cada tipo de problema vão diferir entre si no número de neurônios de entrada, número de neurônios na camada intermediária, taxa de aprendizado e de momento.

Rede neural para a metodologia 1:

Já especificadas as entradas e saídas da rede neural usada neste problema, assegura-se com relação a topologia da rede que, têm-se ao todo cinco neurônios de entrada (amplitude e largura da

forma de onda do gerador referência, mais as potências dos geradores, que são três) e um de saída (porcentagem estimada do tempo crítico em que a proteção está agindo dada as configurações da falta). A quantidade de camadas escolhidas foi no total de três camadas: a camada de neurônios de entrada, uma camada escondida e uma camada de neurônios de saída.

Para determinar a quantidade de neurônios na camada escondida, foram feitos testes de aprendizagem com algumas configurações de rede. Para a execução de tais testes, foi de grande ajuda a flexibilização do programa que monta a rede neural. O programa desenvolvido no MATLAB permite que o usuário altere as configurações da rede neural antes do treinamento, permitindo o teste de diversas topologias.

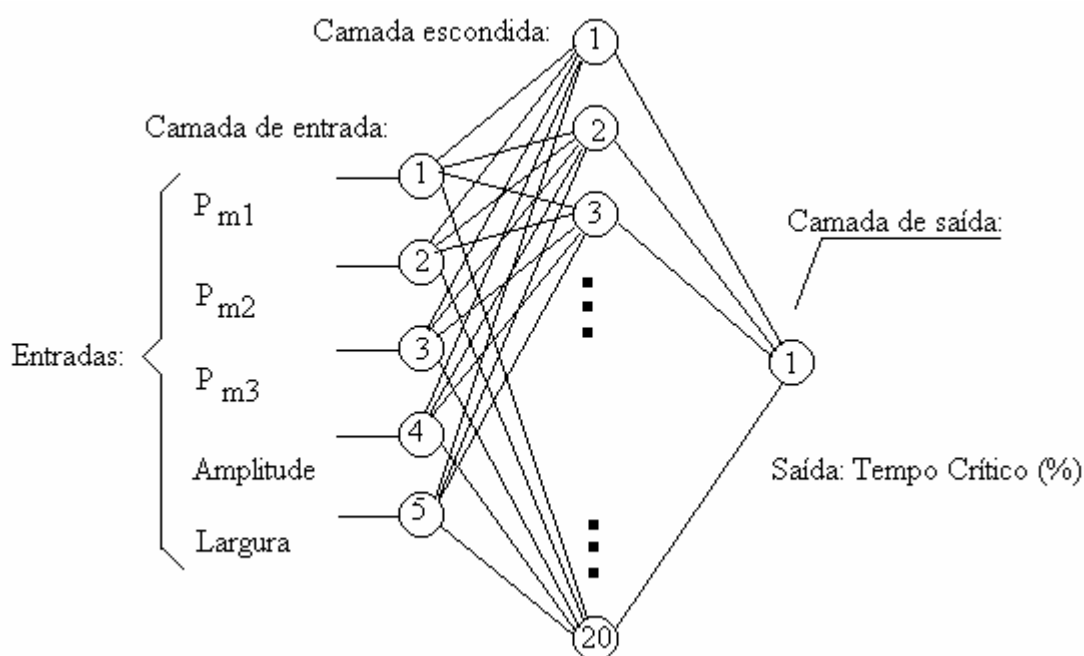


Figura 3.3 - Configuração da rede neural para o método 1.

Experimentaram-se diversas topologias de redes no programa, dentre elas configurações de quatro camadas, e diversos números de neurônios por camada escondida: 10, 15, 20, e 25. A configuração final escolhida foi uma rede com três camadas de neurônios, sendo 5 (cinco) na camada de entrada, 20 (vinte) na camada escondida e 1 (um) na camada de saída. Foram experimentados também diversos valores de taxas de aprendizado e momento, desde as mais altas, como 0.1 (1 seria o máximo), até a mais baixa, de 0.01, para ambos os parâmetros. Finalmente escolheu-se o valor de 0.01

para a taxa de aprendizado e o valor de 0.075 para o momento, pois é necessário, devido à complexidade do problema, que a rede neural aprenda devagar e com confiabilidade.

Rede neural para a metodologia 2:

Para a metodologia 2, a rede neural tem especificações diferentes, pois além da abordagem diferir da primeira, o número de entradas é diferente. O número de entradas é diferente, pois agora tem-se no sistema New England um total de 10 geradores, contra um total de 3 no sistema WSCC. A metodologia de leitura da forma de onda do ângulo do gerador é alterada. Neste método, não são tomadas a amplitude da onda e sua largura, mas a amplitude do maior pico e o tempo em que ela ocorre. Essa mudança visa tornar este método menos sensível a sobreoscilações.

Logo, a topologia da rede é constituída por onze neurônios de entrada (amplitude do pico, tempo em que foi obtida e as nove potências dos geradores, pois um deles representa o gerador referência), e um neurônio de saída (representando a porcentagem estimada do tempo crítico em que a proteção está agindo dada as configurações da falta). Faltaria agora a determinação de quantas camadas teria ao todo a rede neural usada e quantos neurônios por camada escondida. Essa é uma questão em aberto, pois existe um grande número de possibilidades. Não se pode usar poucos neurônios, pois a rede pode não ter capacidade de aprender, nem é desejável se ter muitos neurônios, pois aumenta-se a quantidade de conexões e, por conseguinte, o aprendizado fica mais lento, pois aumenta-se a quantidade de pesos que se deve atualizar a cada iteração de aprendizagem.

Informações para a determinação de quantos neurônios e quantas camadas usar está em [LIPP87]. Tem-se neste trabalho uma demonstração de que uma única camada (desconsiderando-se os neurônios de entrada, pois muitos autores chamam as próprias entradas da rede de neurônios de entrada) é capaz de gerar um semi-plano de separação entre dois padrões. Ainda utilizando-se o exemplo para separação de dois padrões, quando é utilizada duas camadas, a rede se torna capaz de fazer separações entre regiões convexas ou limitadas, através de interseções de semi-planos, e essas regiões convexas têm tantos lados quantos forem o número de nós na primeira camada. Quando se utiliza três camadas, a rede torna-se capaz de separar regiões arbitrariamente complexas, cuja capacidade de separação será determinada pelo número de nós. Logo a rede neural para o problema em

questão deve ter pelo menos três camadas de neurônios: uma camada de entrada, uma camada de saída, e uma camada escondida. Esta conclusão torna-se óbvia, porque o problema de estabilidade é um problema não-linear e complexo. A função de ativação deve ser não-linear, pois de outra forma não tem sentido se falar numa rede multicamada, uma vez que tudo que uma rede neural multicamada com função de ativação linear pode fazer, também pode ser feito por uma outra rede com função de ativação linear de uma só camada, com outra quantidade de neurônios na primeira camada [LIPP87, HINT86]. Desse modo, escolheu-se a função sigmóide bipolar.

A partir da determinação do número mínimo de camadas, faltava-se especificar a quantidade de neurônios por camada escondida. Para isso, foram feitos testes de aprendizagem com algumas configurações de rede. O programa que monta, armazena e treina redes neurais foi desenvolvido no MATLAB e foi programado de modo a perguntar, durante a montagem da rede, a topologia desta para o usuário, ou seja, quantas camadas o usuário deseja, bem como quantos neurônios por camada.

Outros dados importantes a serem definidos para a execução da rede são a taxa de aprendizado e o momento que seria usado no algoritmo da rede neural. A taxa de aprendizado não deve ser tão pequena, de modo a tornar o aprendizado muito lento, nem muito alta, de modo a impedir a convergência da rede para abaixo do erro máximo tolerado, ficando oscilando em torno da resposta desejada. O momento também é importante, pois aumenta a estabilidade da aprendizagem da rede, evitando oscilações. Seu valor típico geralmente é maior que a taxa de aprendizagem [HAYK94]. O programa montador da rede neural também foi flexibilizado de modo que o usuário pudesse determinar a taxa de aprendizagem e o momento usado no instante de montagem da rede, de maneira a proporcionar que diversos testes fossem feitos com vários valores para cada um dos parâmetros.

O número de neurônios nas camadas de entrada e saída depende apenas da quantidade de dados de entrada e de saída, sendo assim, a única variação fica por conta do número de neurônios na camada escondida. Após alguns testes, este número foi fixado em 45 neurônios. A taxa de aprendizado foi escolhida no valor de 0.45 e o valor de 0.75 para o momento.

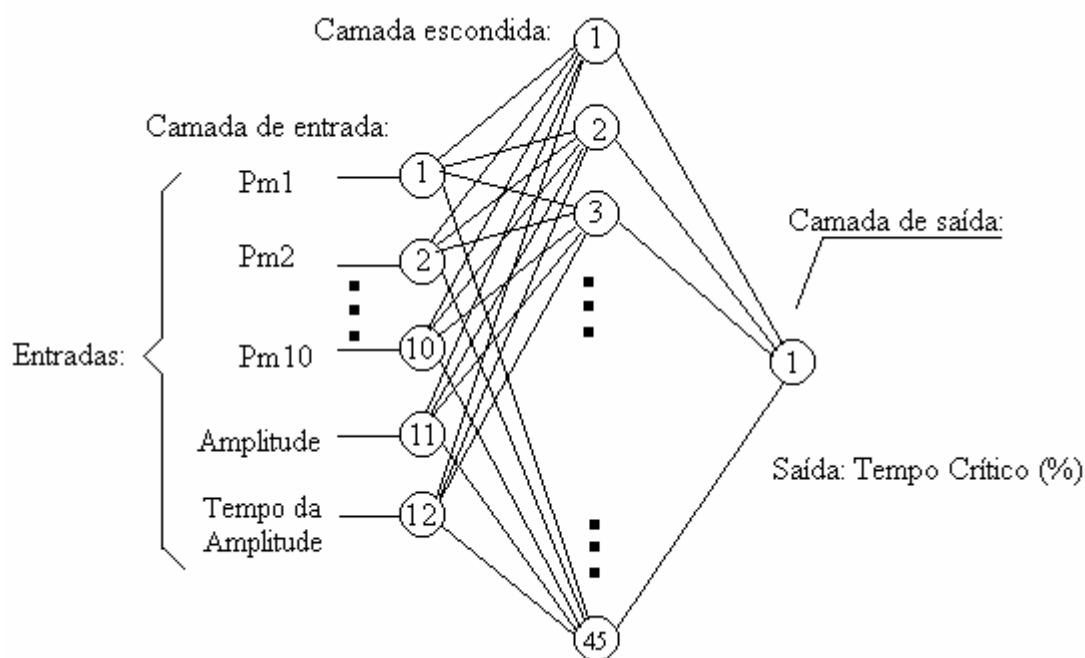


Figura 3.4- Esquema de rede neural para o método 2.

Tendo sido escolhida a rede neural e os seus parâmetros, bem como o conjunto de treinamento, a próxima etapa é simular o sistema no domínio do tempo para gerar o arquivo necessário para o treinamento da rede, assim como o arquivo de teste. As simulações e os resultados dos testes serão vistos nos próximos tópicos.

3.4 Validação de resultados com métodos no domínio do tempo

O programa feito no MATLAB para simular a falta usa o método Runge-Kutta de segunda ordem. Ao executá-lo, é fornecido o arquivo de entrada com os resultados do fluxo de potência para o sistema em estudo. A partir daí, o programa Numeric.m terá posse do estado do sistema, com as tensões, ângulos e potências em cada barra do sistema. É fornecido também o tempo inicial e final durante o qual a linha fica em curto-circuito, até a devida ação da proteção. O motivo desses dois valores é proporcionar que o programa trace diversas curvas no tempo, partindo-se de um tempo inicial de duração da falta para o sistema, identificado como tc_0 , e, através de sucessivos incrementos

nesse tempo inicial, seja aumentado até o valor limite, chamado de tc_f . Assim, o programa traça a curva no tempo para o tempo inicial de duração da falta, tc_0 , depois incrementa tc_0 , identificado de t_{inc} , e traça a curva novamente, desde do início, para o tempo de proteção $tc_0 + t_{inc}$, sobrepondo o novo gráfico.

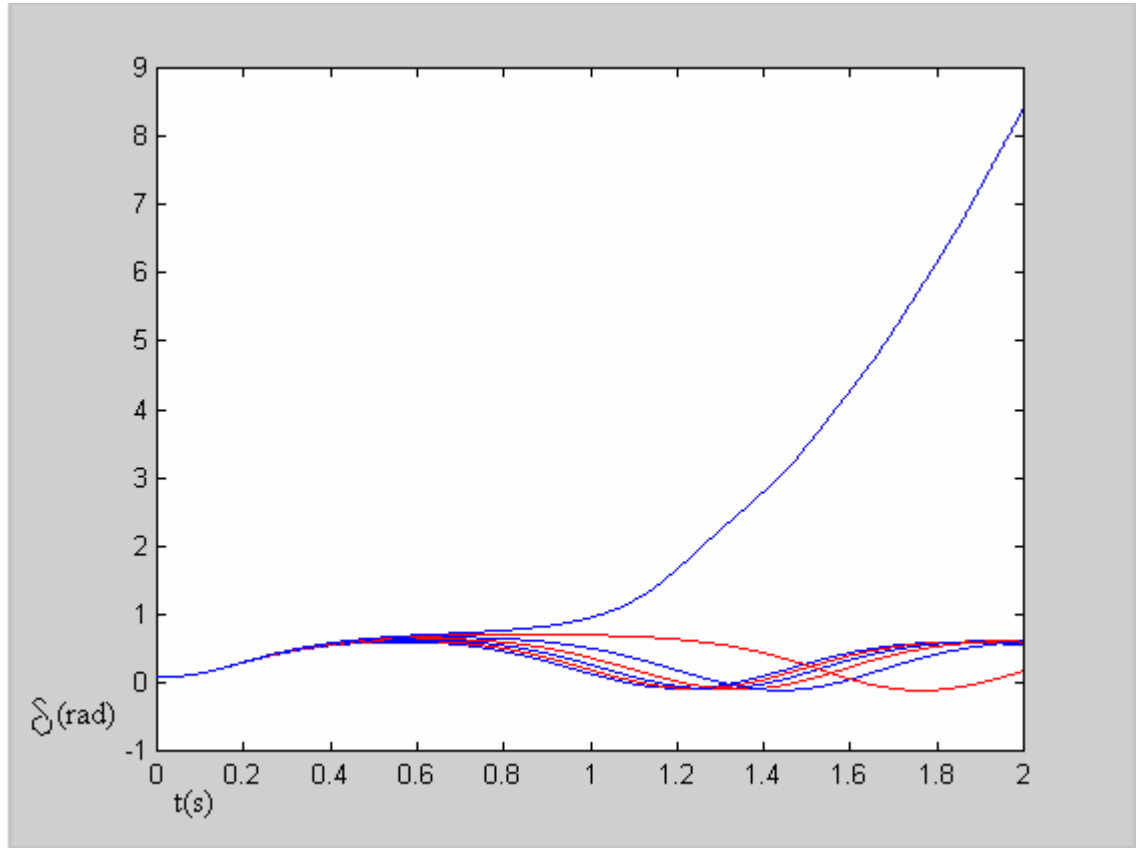


Figura 3.5 - Curvas de oscilação do gerador 1, para a faixa de $tc_0 = 0.160s$ até $tc_f = 0.173s$.

Depois o tempo de duração da falta é novamente incrementado e o programa traça outra curva desde o início, agora para o tempo de duração da falta de $tc_0 + 2t_{inc}$, sobrepondo o novo gráfico, sem apagar os anteriores. E assim é feito sucessivamente, até que o tempo limite de duração da falta seja alcançado. A cada curva traçada no intervalo especificado, o programa grava valores, tais como amplitude e largura da primeira oscilação, no caso do primeiro método, ou amplitude e tempo da primeira oscilação, no caso do segundo método, para posteriormente gravá-los num arquivo que poderá ser usado no treino ou teste da rede neural. O programa foi assim especificado de modo a evitar sua execução diversas vezes quando se pretende achar um determinado tempo crítico para uma dada

falta. Neste caso, é só determinar o intervalo em que se suspeita que o tempo crítico está, e executar o programa. Depois, pode-se refinar a busca estreitando-se o intervalo. O incremento t_{inc} não deve ser grande, de modo a dar um erro alto na determinação do tempo crítico. Sendo assim, escolheu-se o valor de 0.002 s. Esse valor pode tornar o programa mais lento, dependendo do tamanho do intervalo de pesquisa, mas garante uma boa precisão na determinação do tempo crítico.

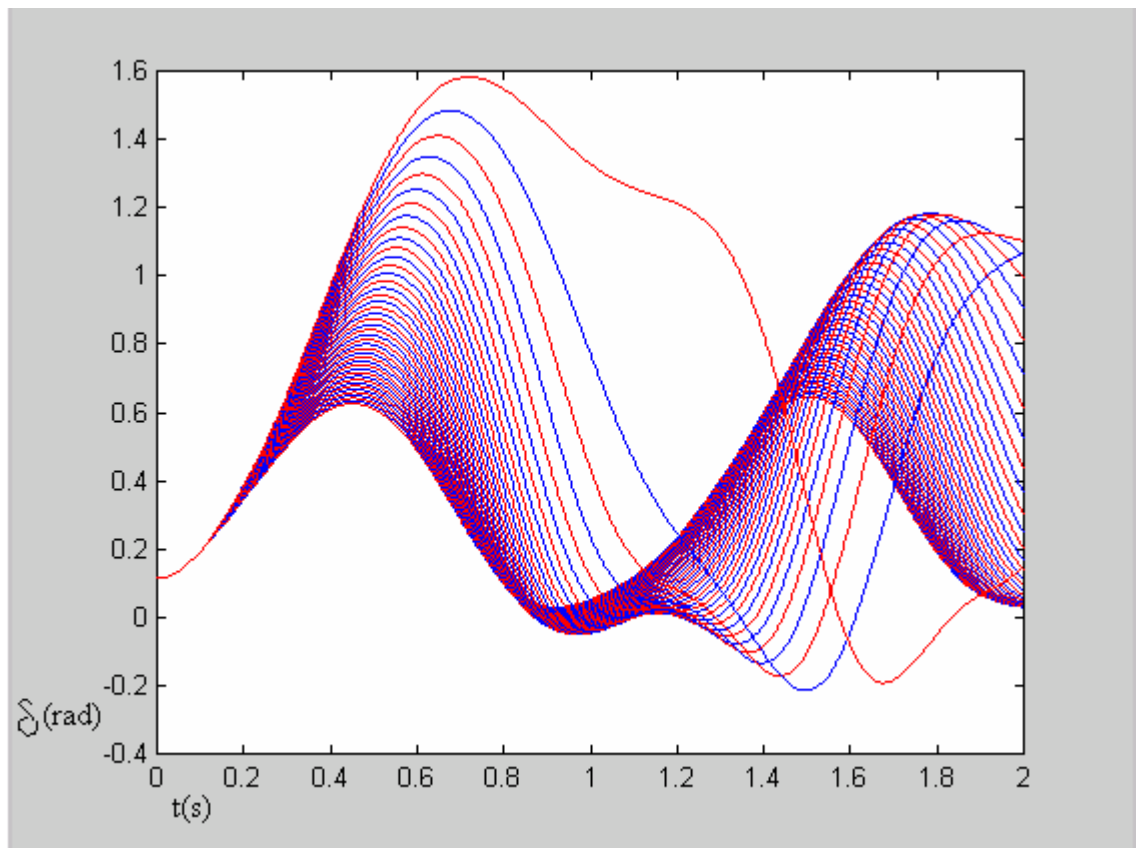


Figura 3.6 - Curvas de oscilação do gerador 3, de $t_{c0} = 0.084$ s até o tempo crítico de 0.171s.

Após dar entrada no programa com o arquivo no formato texto que contém o resultado do fluxo de potência para o sistema em estudo, entra-se com o valor do tempo inicial de duração da falta, e o seu tempo limite. Ele precisará ler também o arquivo que contém os parâmetros dos geradores, x_d e H , pois neste programa, Areag.m, ele precisará da constante de inércia de cada gerador, H , para executar o método Runge-Kutta. Também é necessário a leitura do arquivo Y.sai, obtido pelo programa Newton60.m, que contém a matriz admitância pré-falta do sistema em estudo. É a partir dessa matriz que se obtém a matriz admitância durante a falta e a matriz admitância pós-falta, bem

como as matrizes pré-falta, durante a falta e pós-falta reduzidas, ou seja, matrizes com dimensão n vs n , sendo n o número de geradores do sistema, que será três, para o sistema WSCC3, e dez para o sistema New England.

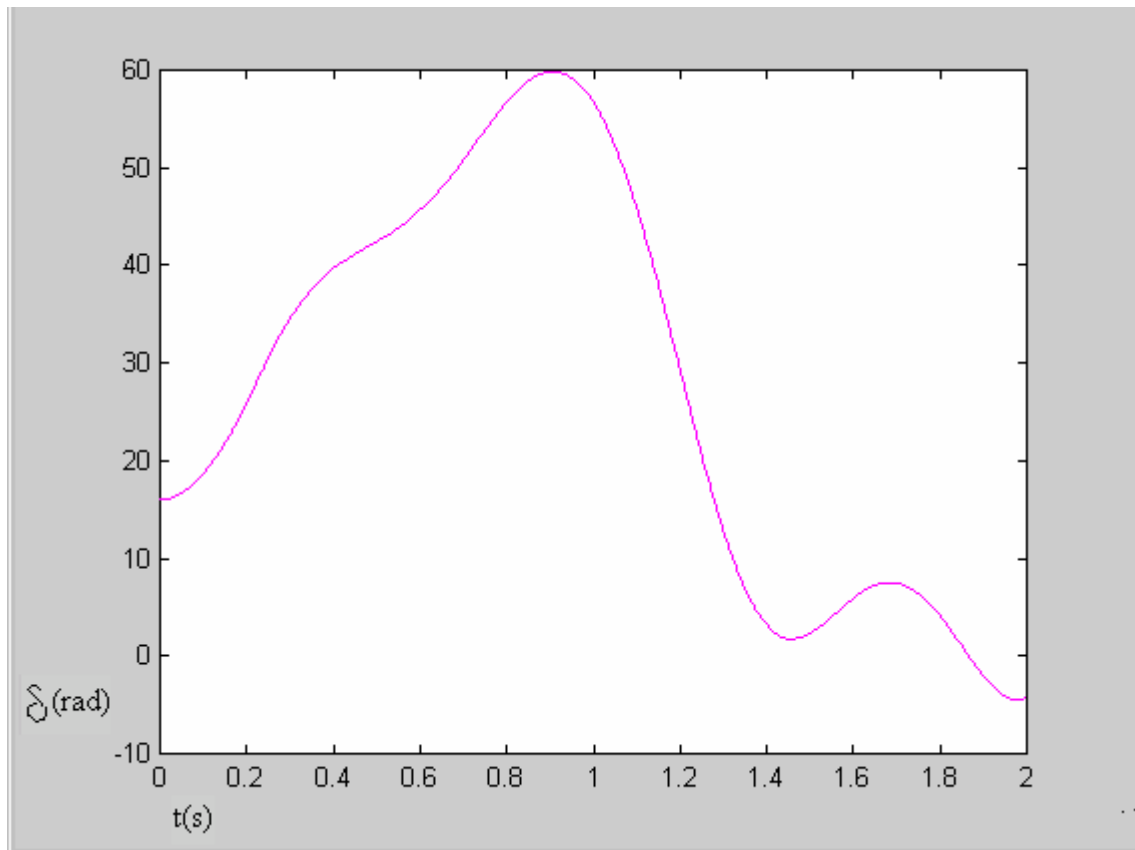


Figura 3.7 – Curva de oscilação do gerador 4 com o tempo de ação da proteção de 0.238 s.

Após a entrada de todos esses dados, deve-se informar o programa o barramento onde aconteceu a falta. Como as admitâncias próprias de cada barra são resultado da soma das admitâncias de todas as linhas que a barra faz contato, deve-se excluir desse somatório a admitância da linha que será retirada, ou isolada devido à falta. É necessário informar o programa ainda se a linha em questão é paralela, pois, se for, as matrizes durante e pós-falta serão alteradas de modo diferente. Isto porque, neste caso, as linhas e colunas que correspondem à barra próxima à falta não são zeradas na matriz admitância durante a falta, e sim divididas por dois, se a linha paralela com problema apresentar a mesma admitância que a linha remanescente. No mesmo caso, a matriz pós-falta será alterada e os

elementos que representam a admitância da linha excluída não serão zerados, e sim divididos por dois, admitindo-se que a linha paralela defeituosa apresente a mesma admitância que a linha sã. A admitância própria de cada barra conectada à linha também será alterada, de modo a retirar de seu somatório a admitância da linha a ser retirada, para a formação da matriz pós-falta.

Sendo assim, pode-se entrar com um limite inicial de tempo, como 0.084s, e um limite final, como 0.101s. O programa então traça o gráfico usando o tempo inicial de ação da proteção de 0.084s, incrementa esse tempo de 0.002s, traçando-se então uma nova curva para o tempo de ação da proteção valendo agora 0.086s, sem apagar a curva anterior, e assim por diante, alternando-se as cores das curvas traçadas entre o azul e o vermelho para a melhor distinção entre curvas sucessivas, até que todas as curvas para a faixa de procura desejada estejam traçadas. A partir daí, verifica-se visualmente a partir de que momento o sistema se tornou instável. Se a faixa de procura desejada não foi suficiente para achar o tempo crítico do sistema, com um erro do tamanho do incremento, 0.002s, tenta-se novamente com uma outra faixa de valores, como, por exemplo, entre 0.160s e 0.173s, e traça-se novamente as curvas do sistema.

Exemplificando o método de simulação no domínio do tempo, tem-se a figura 3.5, que representa o conjunto de curvas do gerador 1 do sistema WSCC3, traçadas no tempo de ação da proteção indo de 0.160s até 0.173s, com incrementos de 0.002s entre cada curva. As curvas são traçadas alternando-se as cores de azul e vermelho entre curvas próximas no tempo. No exemplo da figura 3.5, a última curva em azul, traçada para o tempo de ação da proteção de 0.172s, claramente excedeu o tempo crítico do sistema, pois nota-se a sua dispersão. Já para a figura 3.6, as curvas são traçadas imediatamente abaixo do tempo crítico do sistema, sendo a última curva do gerador 3 traçada no tempo de 0.170s. Logo, o tempo crítico encontra-se no intervalo entre 0.170s e 0.172s, podendo-se dizer que o tempo crítico do sistema é de 0.171s, com um erro de até 0.001s superior ou inferior.

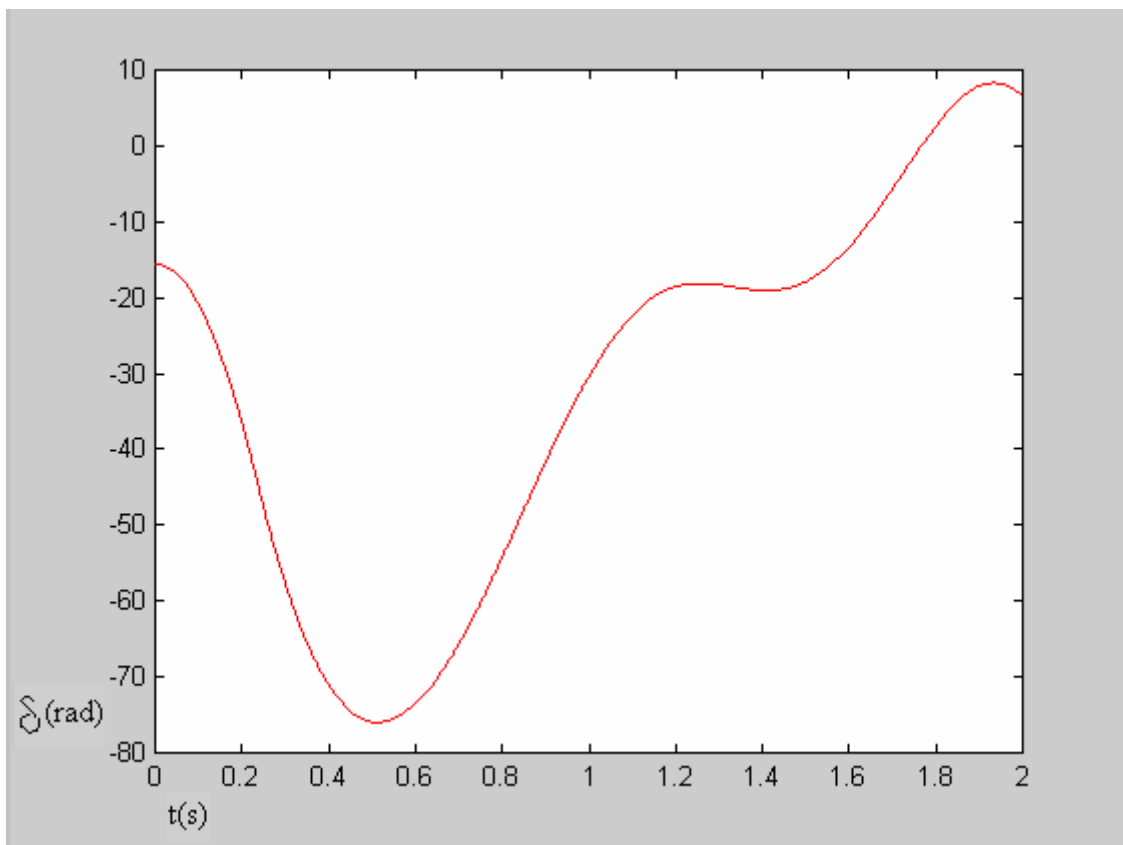


Figura 3.8 – Curva de oscilação do gerador 1 com o tempo de proteção de 0.238 s.

Para a determinação do tempo crítico, utilizou-se simulações numéricas no domínio do tempo. Traçando-se as curvas dos ângulos dos geradores, determina-se o valor do tempo crítico, dentro da margem de erro determinada pelo tamanho do passo do algoritmo numérico, que foi escolhido no valor de 0.002s para aumentar a exatidão do processo. As curvas dos geradores representam a diferença entre o ângulo do gerador e o centro de inércia do sistema. Sendo assim, cada gerador representará uma curva característica e sua oscilação inicial poderá apresentar amplitude positiva ou negativa, conforme esteja oscilando para cima ou para baixo em relação ao centro de inércia do sistema, conforme mostram as figuras 3.7, do ângulo do gerador 4 para uma falta na linha 4-14 com tempo de ação da proteção de 0,238s, e 3.8, para o gerador 1, na mesma linha e com o mesmo tempo de ação da proteção.

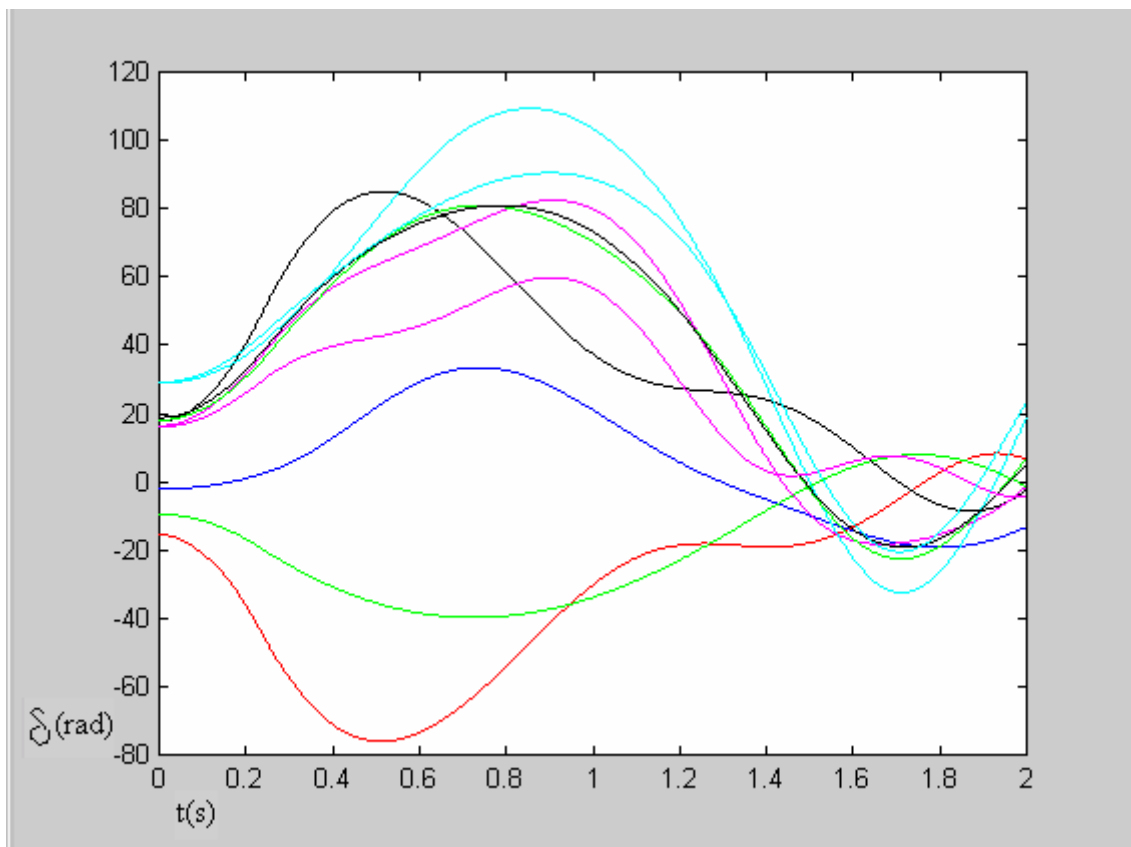


Figura 3.9 – Curvas de oscilação dos 10 geradores do sistema New England.

A figura 3.9 mostra as curvas de todos os dez geradores do sistema New England, traçadas em relação ao centro de inércia do sistema, para a simulação de falta na linha 4-14 com tempo de ação da proteção de 0.238s. Pode-se ver claramente que cada gerador possui um tipo de oscilação. Isso se deve às características intrínsecas de cada um, como sua potência gerada, reatância transitória do eixo direto, e o valor de seu momento de inércia. Por isso, para que ocorram as simulações no tempo é necessário, além do estado do sistema, de sua matriz admitância, um arquivo com as características próprias dos geradores do sistema.

3.5 Análise e discussão de resultados

Neste tópico são discutidos os resultados dos testes feitos para os casos não treinados. Para a obtenção dos arquivos de testes foi adotada uma metodologia semelhante à geração do arquivo de treinamento, como os passos descritos nas seções 2.4.2 e 2.4.3. Os arquivos de testes assim obtidos

podem ou não ser unidos num só arquivo de teste, como no caso do arquivo de treinamento. A obrigatoriedade da união dos arquivos na fase de treinamento para a geração de um só grande arquivo de treinamento não é necessária na fase de testes, pois os pesos da rede não são mais alterados, e ela não aprenderá mais nenhuma situação nova. Na fase de treinamento esta união era necessária para a rede não aprender somente um caso, porém toda uma faixa de casos diferentes, com tempos críticos diferentes, aprendendo a generalizar para casos não inclusos no treinamento.

Para a execução dos testes, quando o programa Neural é executado novamente, não se precisa mais responder a pergunta sobre o desejo de formar uma nova rede. Assim, o programa assume automaticamente que já deve existir um arquivo de pesos gravado no mesmo diretório ou pasta em que se encontra, com os valores já treinados dos pesos da rede, bem como toda a sua configuração estrutural, como o número de camadas, número de neurônios por cada camada da rede, etc. Ele assume também agora, que deve haver um arquivo data.txt no mesmo diretório ou pasta em que se encontra, que contém os dados do teste a ser realizado.

Utilizando-se a primeira metodologia, depois de treinar a rede neural com o conjunto de treinamento disponível e considerando 7500 épocas, verificou-se que o erro máximo de treinamento ficou abaixo de 4.8%.

Restava agora gerar um conjunto de teste que seria composto por situações não incluídas no treinamento, para testar a capacidade de generalização da rede neural. O conjunto de teste foi formado por 11 combinações de variações de potência dos geradores 2 e 3. Então os mesmos passos que foram realizados para o arquivo de treinamento, foram realizados para o arquivo de teste, para que fosse conhecido o valor do tempo crítico para o conjunto de teste e o erro de estimação da rede neural fosse calculado. Depois disso a rede neural já treinada foi alimentada pelo conjunto de teste. O resultado foi que o erro máximo que a rede neural obteve para o arquivo de teste, composto por casos não incluídos no treinamento, foi de 6.7%, podendo se verificar a eficiência do método para o sistema de teste usado.

A metodologia proposta é útil para a determinação do tempo crítico a partir de uma curva de oscilação dada e é um método rápido, pois somente com a informação da primeira oscilação, pode estimar esse tempo crítico sem necessidade de realizar simulações numéricas para chegar a calcular o

tempo crítico. No entanto, sua aplicação prática para a determinação da estabilidade de primeira oscilação para sistemas de potência de grande porte pode precisar de outras considerações adicionais, uma vez que sistemas maiores podem apresentar sobre-oscilações com a presença de mínimos locais.

Na segunda metodologia aplicada ao sistema New England, para uma falta na linha em estudo (4-14) simulada com o tempo de ação da proteção de 0.238 s, para o estado do sistema com as potências originais da tabela 3.1, foram geradas algumas curvas para análise. Na figura 3.7 tem-se um exemplo de uma curva traçada para o gerador 4. Pode-se notar que após um pico máximo, a curva apresenta uma pequena oscilação. Na figura 3.8, traçada para o gerador 1, pode-se notar muitas irregularidades. Na figura 3.9 têm-se as curvas traçadas de todos os geradores para a falta em estudo.

Tabela 3.1 – Potências de teste.

Geradores	Potências Originais (pu)	Valores treinados
1	5,208	--
2	2,500	2,47
3	10,000	9,88
4	6,500	6,41
5	6,320	6,05
6	5,080	4,90
7	6,500	6,46
8	5,600	5,55
9	5,400	5,35
10	8,300	8,25

Após o treinamento da rede, obteve-se um erro máximo inferior a 2% para a faixa de tempo de proteção acima de 50% do tempo crítico, quando o objetivo inicial era alcançar um erro máximo inferior a 5%. Incluindo-se a faixa de tempo entre 40 a 50% do tempo crítico, o erro máximo fica abaixo de 5,2%.

Foi realizado o teste para o estado do sistema com as potências segundo a tabela 3.1, cujo valor a rede neural não havia sido treinada.

Para o teste realizado na tabela A1 (apêndice), o erro máximo (em %) foi de 3.72. Observa-se que, mesmo que o objetivo da rede tenha sido inicialmente conseguir erros máximos inferiores a 5% para os arquivos de teste quando o tempo de proteção fosse igual ou maior que 60%, o erro máximo ficou bem abaixo dos 5%, incluindo-se no intervalo de variação do tempo de proteção, na faixa que vai de 40 a 60%.

Conclusões

4.1 Conclusões

Hoje em dia os sistemas de potência se apresentam cada vez mais complexos, devido tanto às suas dimensões, pelas crescentes necessidades energéticas, quanto às necessidades maiores de controle e qualidade que um mercado competitivo de energia requer. O uso de novas tecnologias se faz cada vez mais urgente para a gestão, planejamento, controle e manobra. Um controle em tempo real seguro e confiável é o objetivo que se persegue com muita dedicação. Das tecnologias emergentes, os métodos baseados em inteligência artificial têm se mostrado cada vez mais procurados, não só no campo dos sistemas de potência, mas de forma geral.

Dentro da tendência atual, pode-se prever que o futuro dos sistemas de potência será a automatização cada vez maior através de sistemas inteligentes. Este trabalho se situou dentro dessa visão de futuro dos sistemas de potência, porém ainda dentro de uma abordagem acadêmica que visa o estudo dessas novas alternativas para o teste de sua aplicabilidade.

A partir do resultado anterior dos testes efetuados, a rede neural revelou-se um instrumento muito robusto na previsão do tempo crítico para a ocorrência de uma falta numa linha em quaisquer dos dois sistemas utilizados neste trabalho: tanto o WSCC3, com nove barras e três geradores, quanto o New-England, com 39 barras e 10 geradores. Para diversas condições de operação dos geradores, sua estimação revelou-se dentro de uma precisão aceitável, mostrando-se muito confiável.

Observou-se a utilização de duas metodologias para a aplicação de redes neurais artificiais a sistemas elétricos de potência. A metodologia 1 foi estudada em um sistema de pequeno porte, o WSCC3, no estudo da estimação do tempo crítico em uma linha, variando-se a potência dos geradores. Ela consistiu na análise da forma de onda do ângulo de um dos geradores do sistema em relação ao centro de inércia, coletando-se para esta análise a amplitude da onda e uma medida de sua largura a $\frac{3}{4}$

da amplitude. Foram obtidos resultados muito confiáveis, que comprovaram a eficiência do método em sistemas de pequeno porte.

Pode-se inferir do que foi demonstrado nesta dissertação que uma rede neural pode prever o tempo crítico em sistemas de pequeno porte com uma boa precisão, para faltas em suas diversas linhas, relacionando o tempo crítico de uma falta com a variação de alguns parâmetros dos geradores do sistema. O método desenvolvido pode, então, ser usado para o estudo de sistemas de pequeno porte, onde se tenta prever a influência que a variação dos parâmetros dos geradores têm sobre a gravidade de determinadas faltas.

Sendo assim, um operador de um sistema de pequeno porte poderia testar as condições em que pioram ou não o tempo crítico de determinada linha no seu sistema, sem necessariamente recorrer todo o tempo a métodos numéricos demorados. Pode-se treinar uma rede com algumas situações do sistema e a partir daí trabalhar diversas outras condições sem precisar traçar periodicamente as curvas dos ângulos dos geradores.

Então se poderia planejar melhor o tipo de proteção contra faltas, testando-se o tempo crítico das linhas do sistema, ou ainda redimensionando o sistema para torná-lo mais robusto à ocorrência de faltas, com a ajuda das redes neurais.

Um dos problemas da metodologia 1 na sua aplicação em sistemas maiores é a ocorrência de sobreoscilações, que deformam a forma de onda do ângulo dos geradores, impossibilitando a coleta de dados precisos para o treinamento da rede neural. Para tentar atacar este problema, foi desenvolvida neste trabalho a metodologia 2, que foi aplicada a um sistema de maior porte que o WSCC3, o sistema New-England.

A metodologia 2 consistiu na coleta da amplitude e do tempo de ocorrência da mesma na primeira oscilação da curva de um gerador do sistema, após a ocorrência de uma falta. Ela foi aplicada ao sistema New-England e, diferentemente da metodologia 1, que foi aplicada à estimação do tempo crítico em apenas uma linha, procurou-se ampliar a aplicação do método, obtendo-se a estimação do tempo crítico para um conjunto de dez linhas, variando-se a potência dos geradores do sistema dentro

de uma faixa limitada. Os resultados obtidos comprovam que a metodologia 2 pode ser muito mais eficaz que a metodologia 1 em sistemas de potência de maior porte.

Um dos principais objetivos desta dissertação foi contribuir para o estudo de aplicações de redes neurais para a análise da estabilidade transitória de sistemas de potência. Os resultados obtidos foram promissores, porém muito ainda deve ser feito e testado para a aplicação em sistemas reais. A rede neural usada mostrou-se muito robusta para a estimação do tempo crítico do sistema abordado. Isso demonstra que a sua utilização, conjuntamente com outras técnicas, formando-se métodos híbridos de análise, pode ser de grande utilidade em sistemas de potência.

4.2 Trabalhos futuros

Como sugestão para trabalhos futuros, está a possibilidade de utilização de dados do sistema brasileiro de energia para teste da metodologia. Poderia-se testar a metodologia desenvolvida com dados reais do sistema brasileiro e verificar a eficiência do método. Novos algoritmos de treinamento da rede neural também poderiam ser testados. Os dados de entrada da rede neural também podem ser alterados e trabalhados, visando minimizar a complexidade da rede neural e otimizando o espaço de estados em que a rede deve atuar buscando a estimação do tempo crítico.

Entre esses dados de entrada estão os dados dos geradores, e os dados da forma de onda. Uma idéia que poderia ser utilizada é o pré-processamento dos dados da forma de onda do gerador, para se extrair uma informação mais confiável e relevante. Um exemplo poderia ser a aplicação de análise de Fourier, decompondo o sinal e utilizando as componentes principais para treinamento da rede neural.

APÊNDICE

Tabela A1 – Resultados do teste.

Saída Desejada	Saída da Rede	Erro Absoluto	Erro (%)
0,40	0,41	0,01	1,82
0,41	0,42	0,01	1,95
0,42	0,43	0,01	2,06
0,43	0,44	0,01	2,16
0,44	0,44	0,01	1,32
0,45	0,45	0,01	1,43
0,45	0,46	0,01	1,54
0,46	0,47	0,01	1,63
0,47	0,48	0,01	1,72
0,48	0,49	0,01	1,81
0,49	0,49	0,01	1,88
0,49	0,50	0,01	1,95
0,50	0,51	0,01	2,01
0,51	0,52	0,01	2,06
0,52	0,53	0,01	2,10
0,53	0,54	0,01	2,13
0,53	0,55	0,01	2,16
0,54	0,55	0,01	2,17
0,55	0,56	0,01	2,18
0,56	0,57	0,01	2,18
0,57	0,58	0,01	2,17
0,57	0,59	0,01	2,16
0,58	0,60	0,01	2,13
0,59	0,60	0,01	2,10
0,60	0,62	0,02	2,65
0,61	0,62	0,02	2,58
0,62	0,63	0,02	2,51
0,62	0,64	0,02	2,43
0,63	0,65	0,01	2,34
0,64	0,65	0,01	2,25
0,65	0,66	0,02	2,64
0,66	0,67	0,02	2,52
0,66	0,68	0,02	2,39
0,67	0,69	0,02	2,25
0,68	0,70	0,02	2,54
0,69	0,70	0,02	2,38
0,70	0,71	0,02	2,20
0,70	0,72	0,02	2,42
0,71	0,73	0,02	2,22
0,72	0,74	0,02	2,40
0,73	0,74	0,02	2,17
0,74	0,75	0,02	2,29
0,74	0,76	0,02	2,05
0,75	0,77	0,02	2,12
0,76	0,78	0,01	1,85
0,77	0,78	0,01	1,88

Tabela A1 – Resultados do teste (continuação).

Saída Desejada	Saída da Rede	Erro Absoluto	Erro (%)
0,78	0,79	0,01	1,59
0,79	0,80	0,01	1,58
0,79	0,81	0,01	1,54
0,80	0,81	0,01	1,48
0,81	0,82	0,01	1,39
0,82	0,83	0,01	1,04
0,83	0,83	0,01	0,91
0,83	0,84	0,01	0,77
0,84	0,85	0,01	0,60
0,85	0,86	0,01	0,61
0,86	0,86	0,00	0,39
0,87	0,87	0,00	0,16
0,87	0,87	0,00	0,09
0,88	0,88	0,00	0,20
0,89	0,89	0,00	0,50
0,90	0,89	0,01	0,66
0,91	0,90	0,01	0,86
0,91	0,91	0,01	1,08
0,92	0,91	0,01	1,34
0,93	0,92	0,02	1,61
0,94	0,92	0,02	1,81
0,95	0,93	0,02	2,05
0,96	0,93	0,02	2,32
0,96	0,94	0,03	2,62
0,97	0,94	0,03	2,88
0,98	0,95	0,03	3,18
0,99	0,95	0,03	3,45
1,00	0,96	0,04	3,72

Referências Bibliográficas

- [ABU88] M. M. Abu-Elnaga, M. A. El-Kady and R. D. Findlay, “Sparse Formulation of the Transient Energy Function Method for Applications to Large-Scale Power Systems”, *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol 3, No 4, pp. 1648-1654, Nov. 1988.
- [ABUE88] M. M. Abu-Elnaga, M. A. El-Kady and R. D. Findlay, “Stability Assessment of Highly Stressed Power Systems Using the Sparse Formulation of the Direct Method”, *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol 3, No 4, pp 1655-1662, Nov. 1988.
- [ANDE94] P. M. Anderson and A. A. Fouad, *Power System Control and Stability*, IEEE Press, 1994.
- [ARRI90] J. Arrillaga and C. P. Arnold, *Computer Analysis of Power Systems*, John Wiley & Sons, 1990.
- [ATHA79] T. Athay, V. R. Sherkat, R. Podmore, S. Virmani and C. Puech, “Transient energy stability analysis”. *System Engineering for Power: Emergency Operating State Control – Section IV. U. S. Department of Energy Publication*, No. CONF-790904-P1, 1979.
- [BAHB99] A. G. Bahbah and A. A. Girgis, “Input Feature Selection for Real-Time Transient Stability Assessment for Artificial Neural Networks (ANN) Using ANN Sensitivity Analysis”, *Proceedings of PICA’99*, pp 295-300, May 1999.
- [BETT99] A. L. Bettiol, L. Wehenkel and M. Pavella, “Transient Stability-Constrained Maximum Allowable Transfer”, *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol 14, No 2, pp 654- 659, May 1999.

- [BRET03] N. G. Bretas and L. F. C. Alberto, "Lyapunov Functions for Power Systems with Transfer Conductances: Extension of the Invariance Principle", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol 18, No 2, pp 769-777, May 2003.
- [CART92] J. H. E. Cartwright and P. Oreste, *The Dynamics of Runge-Kutta Methods*, University of London, 1992.
- [CHAN94] C. S. Chang, D. Srinivasan and A. C. Liew, "A Hybrid Model for Transient Stability Evaluation of Interconnected Longitudinal Power Systems Using Neural Network / Pattern Recognition Approach", *IEEE Transactions on Power Systems*, vol.9, no.1, pp.85-92, Feb. 1994.
- [CHIA91] H. D. Chiang, F. F. Wu and P. P. Varaiya, "Foundations of Direct Methods for Power System Transient Stability Analysis", *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, vol. CAS-34, pp. 712-728, Feb. 1987.
- [CHIA94] H.-D. Chiang, F. F. Wu and P. P. Varaiya, "A BCU Method for Direct Analysis of Power System Transient Stability", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol 9, No 3, pp. 1194-1208, Aug. 1994.
- [ERNS02] D. Ernst, D. Ruiz-Vega, M. Pavella, P. Hirsch and D. Sobajic, "A Unified Approach to Transient Stability Contingency Filtering, Ranking and Assesment", *IEEE Transactions on Power Systems*, vol.16, no.3, pp. 435-443, Aug. 2001.

- [FANG00] D.-Z. Fang, T. S. Chung, Y. Zhang and W. Song, “Transient Stability Conditions Analysis Using a Corrected Transient Energy Function Approach”, *IEEE Transactions on Power Systems*, vol.15, no. 2, pp.804-810, May 2000.
- [FERN01] F. C. Fernandes, “Redes Neurais Artificiais Aplicadas à Determinação do Tempo Crítico da Estabilidade Transitória de Sistemas Elétricos de Potência”, *Monografia de Graduação*, UFMA, São Luís, Brasil, 2001.
- [FERN02] F. C. Fernandes and V.L. Paucar, “A Methodology Based on Neural Networks for the Determination of the Critical Clearing Time of Power Systems Transient Stability”, *Proceedings of the International Conference on Power System Technology (POWERCON 2002)*, Vol 4, pp 2669-2673, Kunming, China, 2002.
- [FOUA92] A. A. Fouad and V. Vittal, *Power System Transient Stability Analysis Using the Transient Energy Function Method*, Prentice Hall, 1992.
- [GABR02] U. Gabrijel and R. Mihalic, “Direct methods for Transient Stability Assesment in Power Systems Comprising Controllabel Series Devices”, *IEEE Transactions on Power Systems*, vol.17, no.4, pp. 1116-1122, Nov. 2002.
- [GAN00] D. Gan, R. J. Thomas and R. D. Zimmerman, “Stability-Constrained Optimal Power Flow”, *IEEE Transactions on Power Systems*, vol.15, no.2, pp. 535-540, May 2000.
- [GU00] X. P. Gu, S. K. Tso and Q. Zhang, “Combination of Rough Set Theory and Artificial Neural Networks for Transient Stability Assessment”, *Proceedings of the International Conference on Power System Technology – POWERCON 2000*, Vol. 1, pp 19-24, Dec. 2000.

- [HAYK94] S. Haykin, *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, Macmillan Publishing Company, 1994.
- [HINT86] G. E. Hinton, J. L. McClelland and D. E. Rumelhart, “A General Framework for Parallel Distributed Processing” in “*Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition*”, Vol 1: Foundations, McClelland J. L., Rumelhart D. E. and the PDP Research Group, editors, pp. 45-76, 1986.
- [HINT89] G. E. Hinton, “Connectionist Learning Procedures”, *Artificial Intelligence*, Vol. 40, pp. 185 – 234, 1989.
- [JIRI00] S. Jiriwibhakorn and A. H. Coonick, “Fast Critical Time Estimation of A Large Power System Using Neural Networks and Sobol Sequences”, *Proc. of IEEE PES Summer Meeting*, Vol. 1, pp 16-20, July 2000.
- [JIRI02] S. Jiriwibhakorn, “Neural Networks for Constrained Transient Stability Flows”, *Proc. of IEEE PES Summer Meeting*, pp 1119-1123, July 2002.
- [JIRIW02] S. Jiriwibhakorn, “Critical Generator and Maximum Power Limit Determination Using Neural Networks”, *Proc. of IEEE PES Summer Meeting*, pp. 1639-1644, July 2002.
- [KAKI78] N. Kakimoto, Y. Ohsawa and M. Hayashi, “Transient stability analysis of multimachine power system via Luré type Lyapunov function” – *Parts I and II. Trans. IEE of Japan* 98: pp.63-79, 1978

- [KLAP93] D. B. Klapper, H. A. Othman, Y. Akimoto, H. Tanaka and J. Yoshizawa , “Application of Neural Networks to Direct Stability Analysis of Power Systems”, *Proceedings of the IEEE*, pp 382-386, 1993.
- [KOH088] T. Kohonen, “An Introduction to Neural Computing”, *Neural Networks*, Vol. 1, pp 3-16, 1988.
- [KOV96] Z. L. Kovács, *Redes Neurais Artificiais, Fundamentos e Aplicações*, 2^a edição, Edição Acadêmica, São Paulo, Brasil, 1996.
- [KRÖ93] B. J. A. Kröse and P. P. van der Smagt, *An Introduction to Neural Networks*, Fifth Edition, The University of Amsterdam, Jan, 1993.
- [KUM02] D. A. Kumar, and X. Lin, “Dynamic Security Enhancement in Power-Market Systems”, *IEEE Transactions on Power Systems*, vol.17, no.2, pp. 431-438, may 2002.
- [KUN94] P. Kundur, *Power System Stability and Control*, McGraw-Hill, 1994.
- [LAU95] L. B. Sing and W. K. Po, “Transient Stability Assessment: an Artificial Neural Network Approach”, *IEEE International Conference on Neural Networks*, Vol. 2, pp 702-707, 1995.
- [LEHR90] M. A. Lehr and B. Widrow, “30 Years of Adaptive Neural Networks: Perceptron, Madaline, and Backpropagation”, *Proceedings of the IEEE*, Vol. 78, No.9, pp. 1415-1442, Sep. 1990.
- [LIPP87] R. P. Lippman, “An Introduction to Computing with Neural Nets”, in *Acoustic, Speech, and Signal Processing Magazine*, Vol. 4, No.2, pp. 4-22, Apr. 1987.

- [LO95] K. L. Lo and R. J. Y. Tsai, "Power System Stability Analysis by Using Modified Kohonen Network", *IEEE International Conference on Neural Networks*, Vol. 2, pp 893-898, 1995.
- [MANS00] Y. Mansour; "Competition and System Stability – The Reward and The Peanalty", *Proceedings of the IEEE*, Vol. 88, No 2, pp 228- 234, 2000.
- [MARC95] R. J. Marceau, N. Kandil, X.-D. Do, G. T. Vuong and V. Sood; "An Investigation on the Use of Artificial Neural Networks for Rapid Transient Stability Simulation", *CCECE/CCGEI* , pp 436-440, 1995.
- [MEHR92] P. Mehra and B. W. Wah, *Artificial Neural Networks: Concepts and Theory*, IEEE Computer Society Press, 1992.
- [MONT83] A. J. Monticelli, *Fluxo de Carga em Redes Elébricas*, Edgard Blücher, São Paulo, Brasil, 1983.
- [OMAT93] K. Omata and K. Tanomura, "Transient Stability Evaluation using an Artificial Neural Network", *Procedings of the Second International Forum on Applications of Neural Networks to Power Systems*, pp 130-135, 1993.
- [PAI89] M. A. Pai, *Energy Function Analysis for Power System Stability*, Kluwer Academic Publishers, 1989.
- [PAO92] Y.-H. Pao and D. J. Sobajic, "Combined Use of Unsupervised and Supervised Learning for Dynamic Security Assessment", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol 7, No 2, pp 872-884, 1992.

- [PAVE94] M. Pavella and P. G. Murthy, *Transient Stability of Power Systems, Theory and Practice*, John Wiley & Sons, 1994.
- [QIAN98] Ai Qian, S. Shande and Z. Shouzheng, "Transient Stability Study Using Artificial Neural Network Models of Generator, Excitation Systems", Governor, *International Conference on Power System Technology – POWERCON 98*, Vol.2, pp 1331-1335, 1998
- [RAHI93] F. A. Rahimi, M. G. Lauby, J. N. Wrubel and K. W. Lee, "Evaluation of the Energy Transient Function Method for on-line Dynamic Security Analysis", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol 8, No 2, pp 497-507, 1993.
- [ROVN94] S. Rovnyak, S. Kretsinger, J. Thorp and D. Brown, "Decision Trees for Real-Time Transient Stability Prediction", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol 9, No 3, pp 1417-1426, 1994.
- [SHAR93] A. M. Sharaf, T. T. Lie and H. B. Gooi, "Transient Stability and Critical Clearing Time Classification Using Neural Networks", *IEEE 2nd International Conference on Advances in Power System Control, Operation and Management*, pp. 365-372, Dec. 1993.
- [SOBA89] D. J. Sobajic and Y.-H. Pao, "Artificial Neural-Net Based Dynamic Security Assessment for Electric Power Systems", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol 4, No 1, pp 220-228, Feb. 1989.

- [SU99] M.-C. Su, C.-W. Liu and S.-S. Tsay, “Neural-Network-Based Fuzzy Model and its Application to Transient Stability Prediction in Power Systems”, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics – Part C: Applications and Reviews*, Vol 29, No 1, pp. 149-157, Feb. 1999.
- [TANG94] C. K. Tang, C. E. Graham, M. El-Kady and R. T. H. Alden, “Transient Stability Index from Conventional Time Domain Simulation”, *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol 9, No 3, pp. 1524-1530, Aug. 1994.
- [VITT88] V. Vittal, S. Rajagopal, M. A. El-Kady and E. Vaahedi, “Transient Stability Analysis of Stressed Power Systems Using the Energy Function Method”, *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol 3, No 1, pp. 239-244, Feb. 1988.
- [VITT00] V. Vittal, “Consequence and Impact of Electric Utility Industry Restructuring on Transient Stability and Small-Signal Stability Analysis”, *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 88, No 2, pp. 196- 207, Feb. 2000.
- [WEHE94] L. Wehenkel, M. Pavella, E. Euxibie and B. Heilbronn, “Decision Tree Based Transient Stability Method A Case Study”, *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol 9, No 1, pp. 459-469, Feb. 1994.
- [WEHE89] L. Wehenkel, Th. Van Cutsem and M. Ribbens-Pavella, “An Artificial Intelligent Framework for on-line Transient Stability Assessment of Power Systems”, *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol 4, No 2, pp. 789-800, May 1989.

- [WELS94] S. T. Welstead, *Neural Network and Fuzzy Logic Applications in C/C++*, John Wiley & Sons, 1994.
- [XUE88] Y. Xue, and Th. Van Cutsem and M. Ribbens-Pavella, "A Simple Direct Method for Fast Transient Stability Assessment of Large Power Systems", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol 3, No 2, pp. 400-412, May 1988.
- [XUE89] Y. Xue, Th. Van Cutsem and M. Ribbens-Pavella, "Extended Equal Area Criterion Justifications, Generalizations, Applications", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol 4, No 1, pp. 44-52, Feb. 1989.
- [XUE92] Y. Xue, L. Wehenkel, R. Belhomme, P. Rousseaux, M. Pavella, E. Euxibie, B. Heilbronn, and J. F. Lesigne, "Extended Equal Area Criterion Revisited", *IEEE Transactions on Power Systems*, vol.7, no.3, pp. 1012-1022, Aug. 1992.
- [YAN00] P. Yan, A. Sekar and P. K. Rajan, "Pattern Recognition Techniques Applied to the Classification of Swing Curves Generated in a Power System Transient Stability Study", *Proceedings of the IEEE Southeaston 2000*, pp. 493-496, Apr. 2000.
- [ZHOU94] Q. Zhou, J. Davidson and A. A. Fouad, "Application of Artificial Neural Networks in Power System Security and Vulnerability Assessment", *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 9, no.1, pp. 525-532, Feb. 1994.