

Marco Antonio Fernandes Ramos

Sistema de Identificação e Localização de Faltas em Linhas de Transmissão Baseado em Redes Neurais

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre pelo Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica do Departamento de Engenharia Elétrica do Centro Técnico Científico da PUC-Rio.

Orientadora: Prof^a.Marley Maria B. R Vellasco

Rio de Janeiro Agosto de 2002 Todos os direitos reservados. É proibida a reprodução total ou parcial do trabalho sem autorização da universidade, do autor e dos orientadores.

Marco Antonio Fernandes Ramos

Graduou-se em Engenharia Elétrica na USU (Universidade Santa Úrsula) em 1992. Participou de vários cursos na área de proteção de sistemas elétricos. Ministrou curso sobre Registradores Digitais de Perturbações (RDP). Participou da concepção, desenvolvimento e implementação da Rede de Oscilografia de Furnas e do software de visualização de sinais provenientes de RDP. É funcionário de Furnas Centrais Elétricas, cargo de engenheiro eletricista, na área de proteção, exercendo as seguintes atividades principais: Estudos de curtos-circuitos; Cálculos dos ajustes da Proteção; Análise de Perturbações no sistema elétrico; Implementação de esquemas especiais de proteção; Elaboração de programa de teste de proteção; Instalação e comissionamento de relés de proteção e registradores digitais.

Ficha Catalográfica

Ramos, Marco Antonio Fernandes

Sistema de identificação e localização de faltas em linhas de transmissão baseado em redes neurais / orientadora: Marley Maria B. R. Vellasco. – Rio de Janeiro : PUC, Departamento de Engenharia Elétrica, 2002.

[13], 100 f. : il. ; 30 cm

Dissertação (mestrado) – Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Engenharia Elétrica.

Inclui referências bibliográficas.

1. Engenharia Elétrica – Teses. 2. Localização de falta. 3. Identificação de falta. 4. Curto-circuito em linha de transmissão. 5. Redes neurais artificiais. I. Vellasco, Marley Maria B. R. II. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Departamento de Engenharia Elétrica. III. Título.

CDD: 621.3



Marco Antonio Fernandes Ramos

Sistema de Identificação e Localização de Faltas em Linhas de Transmissão Baseado em Redes Neurais

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica do Departamento de Engenharia Elétrica do Centro Técnico Científico da PUC-Rio. Aprovada pela Comissão Examinadora abaixo assinada.

Profa. Marley Maria Bernardes Rebuzzi Vellasco Orientadora Departamento de Engenharia Elétrica - PUC-Rio

> Prof. Marco Aurélio Cavalcanti Pacheco Departamento de Engenharia Elétrica -PUC-Rio

Prof. Alexandre Pinto Alves da Silva UFRJ

Prof. Hélio de Paiva Amorim Junior CEPEL

Prof. Ney Augusto Dumont Coordenador(a) Setorial do Centro Técnico Científico - PUC-Rio

Rio de Janeiro, 28 de agosto de 2002

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0016614/CB

Para minha, esposa Rita e meu filho, Bernardo.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus.

À minha esposa Rita pela paciência, apoio e incentivo.

Ao meu filho Bernardo pela compreensão de minha ausência nas vezes que eu não pude acompanhá-lo em seus momentos de lazer.

Aos meus pais pelo apoio e pelo o que eu sou hoje.

Aos meus irmãos pelo incentivo e compreensão.

Ao meu amigo Salvatore um especial agradecimento pela grande ajuda dada no enriquecimento deste trabalho, com seu grande conhecimento técnico .

À minha professora orientadora, Marley Maria B.R. Vellasco, pela compreensão e paciência e ao professor Marco Aurélio Pacheco pelo apoio.

Aos meus colegas da primeira turma de mestrado profissional da Eletrobrás.

Aos meus colegas de Furnas Ricardo Coutinho Vilhena, Luiz Antonio Areias Neto e Pietro Almeida Fant, que me apoiaram nas minhas tarefas diárias.

Aos meus superiores Humberto Arakaki e Luiz Paulo de Resende Alcântara pelo incentivo.

Especialmente a ELETROBRÁS e Furnas, pelo financiamento desse trabalho.

E a todos que me apoiaram e incentivaram.

RESUMO

Quando ocorre algum tipo de falta em uma Linha de Transmissão (LT), sua localização exata é essencial para uma rápida recomposição do Sistema Elétrico. Métodos que utilizam tensão e corrente de apenas um terminal contêm simplificações que podem acarretar erros. Esta dissertação investiga a aplicação de Redes Neurais Artificiais (RNA) na obtenção de uma nova forma de identificar o tipo do curto-circuito e determinar a sua localização, utilizando dados obtidos em somente um terminal. O trabalho consiste de 4 partes principais: estudo bibliográfico da área de Redes Neurais; simulações de faltas para a obtenção de padrões; definição e implementação dos modelos de Redes Neurais para identificação e localização da falta; e estudos de casos.

Na fase do estudo bibliográfico sobre RNA, foi verificado que as topologias de redes mais usuais são as "Feed-Forward", que podem ter uma ou mais camadas de Elementos Processadores (EP), sendo as redes com múltiplas camadas ("Multi-Layer") a configuração mais completa. Para treinamento da rede, o algoritmo de aprendizado mais utilizado é o "Back Propagation". Como fruto deste estudo bibliográfico é apresentado neste trabalho um resumo sobre RNA.

Nas simulações de faltas para obtenção dos padrões de treinamento e teste, foi utilizado um sistema automático que, através da combinação de vários parâmetros do sistema elétrico, gera situações diferentes de falta. Este sistema utiliza como base o programa "Alternative Transient Program" – ATP. Neste trabalho o sistema elétrico está representado por uma LT de 345 KV, com fontes equivalentes representando um sistema real de Furnas Centrais Elétricas. Todos o sinais de tensão e corrente utilizados são representados por fasores de 60 Hz, obtidos através da Transformada Discreta de Fourier (TDF).

Os modelos de RNAs para identificação e localização de falta foram implementados com sub-rotinas de redes neurais do programa MATLAB ver. 6.0, representados por Redes Perceptron Multicamadas (Multi Layer Perceptron), treinadas com algoritmo Back Propagation com taxa de aprendizado adaptativa e o termo momentum fixo. Um modelo único de RNA identifica quais as fases (A, B, C e T) envolvidas, classificando o tipo de falta, que pode ser: Monofásica; Bifásica; Bifásica-Terra ou Trifásica. Para a localização da falta, foram definidas 4 arquiteturas de RNA, uma para cada tipo de falta. A ativação de cada topologia de RNA para localização é definida em função do tipo de falta classificada no modelo de identificação com RNA.

Na etapa de estudo de casos testou-se o desempenho de cada modelo de RNA utilizando casos de testes em outras situações de falta, diferentes dos conjuntos de treinamento. A RNA de identificação de falta foi avaliada para situações de faltas envolvendo outras LTs, com diferentes níveis de tensão. Os resultados das 4 RNAs de localização da falta foram comparados com os resultados obtidos utilizando o método tradicional, tanto para os casos simulados quanto para algumas situações reais de falta.

A utilização de RNAs para a identificação e a localização de falta mostrouse bastante eficiente para os casos analisados, comprovando a aplicabilidade das redes neurais nesse problema.

Palavras-chave:

Localização de Falta; Identificação de Falta; Curto-circuito em Linha de Transmissão, Redes Neurais Artificiais.

ABSTRACT

When a kind of fault occurs in a Transmission Line, its exact location is essential for a fast reclosing of the Electric System. Methods that use voltages and currents from only one terminal contain simplifications that can to cause mistakes. This paper presents an investigation about application of Artificial Neural Network (ANN) obtaining a new way of identification for the type of the short circuit and its location, using data obtained only in one terminal. The work consists on the following 4 main parts: bibliographical study of Neural Network's area; simulations of faults in order to obtain of patterns; definition and implementation of Neural Network's models for identification and location of the fault; and studies of cases.

In the bibliographical study step on ANN, it was verified that the topologies for the more usual nets are "Feed-Forward", that can have one or more layers of Processor Elements (PE), being the nets with multiple layers the most complete configuration. For the net training, the more used learning algorithm is "Back Propagation". Product of this bibliographical study presents in this work a summary about ANN.

In the faults simulations in order to obtain the training patterns and test, it was used an automatic system that, through the combination of several parameters of the electric system, generates different fault situations. This system uses as base the program "Alternative Transient Program" - ATP. In this work the electric system is represented by a Transmission Line of 345 KV, with equivalent sources representing a real system of Furnas Centrais Elétricas. All the voltages and currents signs used are represented by fasors of 60 Hz, obtained from Discret Fourier Transformer (DFT).

The ANN models for identification and fault location were implemented with subroutines of neural network of the program MATLAB version 6.0, represented by Multi Layer Perceptron, with algorithm Back Propagation with tax of adaptive learning and the term momentum fixed. Only one model of ANN identifies which phases (A, B, C and T) are involved, classifying the fault type, that can be: Single-phase; Phase-to-Phase; Double Phase-to-Ground or Three-phase. For the fault location, they were defined 4 architectures of ANN, one for each type of fault. The activation of each topology of ANN for location is defined depending on of the fault type classified in the identification model with ANN.

In the stage of cases study the representation of each model of ANN was tested using cases of tests in other fault situations, different from the training groups. The ANN of fault identification was evaluated for situations of faults involving other Transmission Line, with different voltage levels. The results of 4 ANNs of fault location were compared with the obtained results using the traditional method, so much for the simulated cases as for some real situations of fault.

The use of ANNs for the identification and the fault location has shown quite efficient for the analyzed cases, proving the applicability of the neural networks in that problem.

KEY WORDS

Fault Location; Fault Identification; Short circuit in Transmission Line, Artificial Neural Network.

SUMÁRIO

| 1. | | Introdução | .14 | | |
|--------------|---------------|---|-----|--|--|
| | 1.1. | Motivação | .15 | | |
| | 1.2. | Objetivos | .15 | | |
| | 1.3. | Organização da Dissertação | .16 | | |
| • | | | | | |
| 2. | | Redes Neurais Artificiais | .17 | | |
| | 2.1. | Modelo de Neurônio Artificial | .18 | | |
| | 2.2. | Características Gerais | .21 | | |
| | 2.2. | I. Topologia de Rede | .21 | | |
| | 2.2.2 | 2. Processamento Neural | .22 | | |
| | 2.2.3 | 3. Tipos Básicos de Aprendizagem | .23 | | |
| | 2.2.4 | 4. Recuperação de Dados | .24 | | |
| | 2.3. | Perceptron | .27 | | |
| | 2.4. | Back Propagation | .28 | | |
| | 2.5. | Aceleração da Convergência do Back Propagation | .35 | | |
| | 2.6. | Validação Cruzada | .35 | | |
| 2 | | Sistema de Simulação nama Obtem são de Dedes | 20 | | |
| 3. | 2.1 | Sistema de Simulação para Obtenção de Dados | .38 | | |
| | 3.1. 2.2 | Modelagem do Sistema Eletrico | .38 | | |
| | 3.2. | Geração dos Dados | .42 | | |
| 4 | | Módulos de Identificação e Localização de Falta com RNA | 46 | | |
| | 4.1. | Definição e Preparação dos Padrões de Treinamento | .47 | | |
| | 4.2. | Módulo para Identificação de Falta Utilizando RNA | .54 | | |
| | 4.2.1 | 1. Definição do Nível de Saída | .55 | | |
| | 4.2.2 | 2. Topologia e Parâmetros | .56 | | |
| | 4.3. | Módulos para Localização de Falta Utilizando RNA | .59 | | |
| | 4.3. | 1. Topologia e Parâmetros | .60 | | |
| | 4.3.2 | 2. RNA para Falta Monofásica | .61 | | |
| | 4.3.3 | 3. RNA para Falta Bifásica | .67 | | |
| | 4.3.4 | 4. RNA para Falta Bifásica-Terra | .72 | | |
| | 4.3.4 | 5. RNA para Falta Trifásica | .75 | | |
| | | • | | | |
| 5. | | Estudos de Casos | .81 | | |
| | 5.1. | Testes com Casos Simulados | .82 | | |
| | 5.1.1 | 1. Rede de Identificação de Falta | .83 | | |
| | 5.1.2 | 2. Rede de Localização de Falta | .86 | | |
| | 5.2. | Testes com Casos Reais | .95 | | |
| | 5.3. | Comparando o Resultado com Algoritmo Tradicional | .96 | | |
| | 5.3. | 1. Casos Simulados | .96 | | |
| | 5.3.2 | 2. Casos Reais1 | .02 | | |
| 6 | | Conclusões e Trabalhos Futuros | 03 | | |
| 0 | 6.1 | Conclusões 1 | 03 | | |
| | 6.2 | Trabalhos Futuros | 06 | | |
| | J. <u>_</u> . | | | | |
| Bibliografia | | | | | |
| | | | | | |
| Apêndice | | | | | |

LISTA DE FIGURAS

| Figura 1 - Neurônio Biológico | .18 |
|--|-----|
| Figura 2 – Modelo Neurônio Artificial | .18 |
| Figura 3 - Função Limiar. (a) Degrau (b) Degrau Simétrico | .20 |
| Figura 4 – Função Pseudo –Linear | .20 |
| Figura 5 – Função Sigmóide | .20 |
| Figura 6 - Rede "Feed-Forward" de Camada Única | .21 |
| Figura 7- Rede "Feed-Forward" de Múltiplas Camadas | .22 |
| Figura 8- Redes Recorrentes com Neurônios Ocultos | .22 |
| Figura 9 – Aprendizagem Supervisionada | .23 |
| Figura 10 – Aprendizagem Não Supervisionada | .24 |
| Figura 11 – Auto-associação | .25 |
| Figura 12 - Heteroassociação | .25 |
| Figura 13 – Reconhecimento de Padrões | .26 |
| Figura 14 - Identificador de Sistema | .26 |
| Figura 15 – Perceptron Classificador Bidimensional | .28 |
| Figura 16 – Treinamento Back Propagation | .29 |
| Figura 17 - Elemento processador j da camada de saída | .31 |
| Figura 18 – Elemento processador j da camada intermediária | .32 |
| Figura 19 – Região de Paralisia | .34 |
| Figura 20 - Treinamento com parada antecipada | .37 |
| Figura 21 - Sistema Equivalente | .39 |
| Figura 22 - Falta aplicada a 90 graus | .40 |
| Figura 23 - Comportamento do Fluxo de Energia | .41 |
| Figura 24 - Localização da Falta | .41 |
| Figura 25 - Exemplo Curto-circuito Monofásico (A-T) | .42 |
| Figura 26 - Módulo e Ângulo do Sinal de Tensão | .43 |
| Figura 27 - Ponto do Cálculo do Padrão de Treinamento | .44 |
| Figura 28 - Sinal deCorrente Amostrado e Estimado | .44 |
| Figura 29 – Módulo de Detecção mais Módulos de Identificação e Localização | de |
| Falta com RNA | .46 |
| Figura 30 - Localização a partir da Identificação da Falta | .47 |
| Figura 31 – Diagrama Unifilar do Sistema Elétrico | .48 |
| Figura 32 - RNA Identificação (8-X-4) | .56 |
| Figura 33 - Curto-circuito Externo | .60 |
| Figura 34 - Topologia da RNA para Falta Monofásica | .67 |
| Figura 35 – Topologia da RNA para Falta Bifásica | .71 |
| Figura 36 - Topologia da RNA para Falta Bifásica-Terra | .75 |
| Figura 37 - Topologia da RNA para Falta Trifásica | .80 |

LISTA DE EQUAÇÕES

| Equação 1 – Regra de Propagação NET | 19 |
|---|----|
| Equação 2 – Cálculo de Saída | 19 |
| Equação 3 – Delta Rule | 27 |
| Equação 4 – Gradiente Descendente | |
| Equação 5 – Erro Médio Quadrático | |
| Equação 6 - Erro Médio Quadrático Total | 30 |
| Equação 7 - Sinal do Erro | 30 |
| Equação 8 - Função de custo dos Pesos | 30 |
| Equação 9 - Função de custo da camada de saída | 31 |
| Equação 10 - Função de custo da camada escondida | 32 |
| Equação 11 - Baum_Haussler | 33 |
| Equação 12 - Função de custo com o termo Momentum | 34 |
| Equação 13 - Parâmetro r _{ótimo} | |
| Equação 14 - Transformada Discreta de Fourier | 43 |
| Equação 15 - Cálculo do Ponto do Início da falta. | 45 |
| Equação 16 – Valor p.u | 50 |
| Equação 17- Erro RMSE | 81 |
| Equação 18 - Erro Médio Absoluto (MAPE) | 81 |

LISTA DE TABELAS

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 - Erro RMSE do Treinamento e Validação da RNA para Identificação58 Gráfico 2 - Erro RMSE x Número de EP da RNA para Identificação (8-X-4)58 Gráfico 3 - Erro RMSE x Número de EP RNA para Falta Monofásica (4-X-1)...62 Gráfico 4 - Erro RMSE x Número de EP RNA para Falta Monofásica (4-X-X-1) Gráfico 5 - Erro RMSE x Número de EP RNA para Falta Monofásica (6-X-1)...63 Gráfico 6 - Erro RMSE x Número de EP RNA para Falta Monofásica (6-X -X-1) Gráfico 7 - Erro RMSE x Número de EP RNA para Falta Monofásica (8-X-1)...64 Gráfico 8 - Erro RMSE x Número de EP RNA para Falta Monofásica (8 -X-X-1) Gráfico 9 - Erro RMSE do Treinamento e Validação RNA para Falta Gráfico 10 - Erro RMSE do Treinamento e Validação RNA para Falta Gráfico 11 Erro RMSE do Treinamento e Validação RNA para Falta Gráfico 12 - Erro RMSE x Número de EP RNA para Falta Bifásica (4-X-1).....68 Gráfico 13 - Erro RMSE x Número de EP RNA para Falta Bifásica (4-X-X-1) 68 Gráfico 14 - Erro RMSE x Número de EP RNA para Falta Bifásica (6-X-1).....69 Gráfico 15 - Erro RMSE x Número de EP RNA Bifásica (6-X-X-1)69 Gráfico 16 - Erro RMSE x Número de EP RNA para Falta Bifásica (8-X-1)....70 Gráfico 17 - Erro RMSE x Número de EP RNA para Falta Bifásica (8-X-X-1) 70 Gráfico 18 - Erro RMSE do Treinamento e Validação RNA para Falta Bifásica Gráfico 19 - Erro RMSE x Número de EP RNA para Falta Bifásica-Terra (6-X-Gráfico 20 - Erro RMSE x Número de EP RNA para Falta Bifásica-Terra (6-X-Gráfico 21 - Erro RMSE x Número de EP RNA para Falta Bifásica-Terra (12-X-Gráfico 22 - Erro RMSE x Número de EP RNA para Falta Bifásica-Terra (12-X-Gráfico 23 - Erro RMSE do Treinamento e Validação RNA para Falta Bifásica-Gráfico 24 - Erro RMSE x Número de EP RNA para Falta Trifásica (6-X-1)....76 Gráfico 25 - Erro RMSE x Número de EP RNA para Falta Trifásica (6-X-X-1)76 Gráfico 26 - Erro RMSE x Número de EP RNA para Falta Trifásica (12-X-1)..77 Gráfico 27 - Erro RMSE x Número de EP RNA Trifásica (12-X-X-1)77 Gráfico 28 - Erro RMSE do Treinamento e Validação RNA para Falta Trifásica Gráfico 29 - Erro RMSE do Treinamento e Validação RNA para Falta Trifásica Gráfico 30 - Erro RMSE do Treinamento e Validação RNA para Falta Trifásica Gráfico 31 - Erro RMSE do Treinamento e Validação RNA para Falta Trifásica

| Gráfico 33 - Erro Absoluto para Identificação de Falta (Diferentes LTs de 345 kV) | | | | |
|---|--|--|--|--|
| | | | | |
| Gráfico 34- Erro Absoluto para Identificação de Falta (LT 230kV)85 | | | | |
| Gráfico 35 - Erro Absoluto para Identificação de Falta (LT 500kV)85 | | | | |
| Gráfico 36 - Identificação de Falta (AT) | | | | |
| Gráfico 37 - Identificação de Falta (AB) | | | | |
| Gráfico 38 - Identificação de Falta (ABT)87 | | | | |
| Gráfico 39 - Identificação de Falta (ABC) | | | | |
| Gráfico 40 - Erro Absoluto para Falta Monofásica | | | | |
| Gráfico 41 - Erro Percentual para Falta Monofásica | | | | |
| Gráfico 42 - Localização Real, Saída da RNA e Impedância de Falta para Faltas | | | | |
| Monofásicas | | | | |
| Gráfico 43 – Detalhes da Localização Real, Saída da RNA e Impedância de Falta | | | | |
| | | | | |
| Gráfico 44- Erro Absoluto para Falta Bifásica92 | | | | |
| Gráfico 45 - Erro Percentual para Falta Bifásica92 | | | | |
| Gráfico 46 - Erro Absoluto para Falta Bifásica-Terra93 | | | | |
| Gráfico 47 - Erro Percentual para Falta Bifásica-Terra93 | | | | |
| Gráfico 48 - Erro Absoluto para Falta Trifásica94 | | | | |
| Gráfico 49 - Erro Absoluto para Falta Trifásica94 | | | | |
| Gráfico 50 - Erro Percentual Localização RNA x Takagi (Monofásica)97 | | | | |
| Gráfico 51 - Erro Absoluto Localização RNA x Takagi (Monofásica)97 | | | | |
| Gráfico 52 - Erro Percentual Localização RNA x Takagi (Monofásica – 50% a | | | | |
| 100% da LT) | | | | |
| Gráfico 53 - Erro Percentual Localização RNA x Takagi (Bifásica) | | | | |
| Gráfico 54 - Erro Absoluto Localização RNA x Takagi (Bifásica)99 | | | | |
| Gráfico 55 - Erro Percentual Localização RNA x Takagi (Bifásica-Terra)100 | | | | |
| Gráfico 56 - Erro Absoluto Localização RNA x Takagi (Bifásica-Terra)100 | | | | |
| Gráfico 57 - Erro Percentual Localização RNA x Takagi (Trifásica)101 | | | | |
| Gráfico 58 - Erro Absoluto Localização RNA x Takagi (Trifásica)101 | | | | |